

Entwicklung eines instationären Berechnungs- ansatzes für Regenhöhen zur Anwendung in der wasserwirtschaftlichen Bemessungspraxis

Von der
Fakultät Architektur, Bauingenieurwesen und Umweltwissenschaften
der Technischen Universität Carolo-Wilhelmina
zu Braunschweig

zur Erlangung des Grades eines
Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)
genehmigte

Dissertation

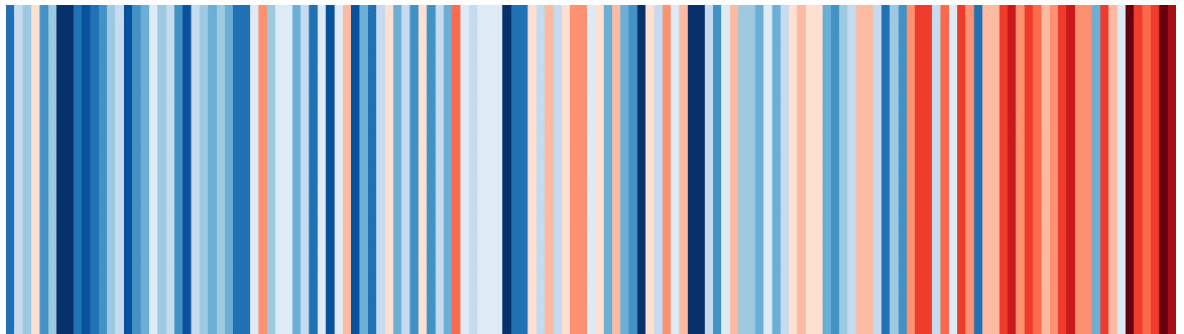
von
Fabian Johannes Netzel
geboren am 28.05.1988
aus Koblenz

Eingereicht am: 07.05.2021

Disputation am: 29.06.2021

Berichterstatter: Prof. Dr.-Ing. Günter Meon
Prof. Dr.-Ing. Christoph Mudersbach

Entwicklung eines instationären Berechnungsansatzes für Regenhöhen zur Anwendung in der wasserwirtschaftlichen Bemessungspraxis



Titelbild: *Klimastreifen nach Ed Hawkins (University of Reading). Datengrundlage sind Werte der Jahresdurchschnittstemperatur in Nordrhein-Westfalen für den Zeitraum 1881 bis 2019, bereitgestellt vom Deutschen Wetterdienst (DWD) (Quelle: <https://showyourstripes.info/>).*

Kontakt: Fabian Netzel | E-Mail: fnetzel@protonmail.com

Vorwort und Danksagung

Die vorliegende Dissertation entstand in einem kooperativen Promotionsverfahren zwischen der Fakultät Architektur, Bauingenieurwesen und Umweltwissenschaften der Technischen Universität Braunschweig und dem Fachbereich Bau- und Umweltingenieurwesen der Hochschule Bochum. Die konkrete Idee der Dissertation entwickelte sich im Zuge der Antragsstellung sowie aus der Bearbeitung des Projektes:

Untersuchungen zur Anwendung von instationären Bemessungsansätzen in der wasserwirtschaftlichen Praxis Akronym: UniWa, Laufzeit 10.2017 bis 09.2019, Gefördert durch das Ministerium für Umwelt, Landwirtschaft, Natur- und Verbraucherschutz des Landes Nordrhein-Westfalen (MUNLV).

Allen Projektbeteiligten danke ich an dieser Stelle für wertvolle Hilfestellungen, aufschlussreiche Gespräche und Anregungen.

Ich danke Herrn Universitätsprofessor Dr.-Ing. Günter Meon, als Leiter der Abteilung Hydrologie, Wasserwirtschaft und Gewässerschutz (HYWAG) am Leichtweiß-Institut für Wasserbau (LWI) der Technischen Universität Braunschweig, für die Möglichkeit der kooperativen Promotion sowie die Übernahme der Erstbetreuung meiner Arbeit.

Mein besonderer Dank gilt Herr Prof. Dr.-Ing. Christoph Mudersbach, als Leiter des Lehrgebiets Wasserbau und Hydromechanik (LWH) an der Hochschule Bochum, der mir zu jeder Zeit als vertrauensvoller Betreuer zur Seite stand. Das mir entgegengebrachte Vertrauen, die fortwährende Unterstützung und die ausgiebigen, fachlichen Diskussionen haben die Erstellung dieser Dissertation überhaupt erst möglich gemacht.

Weiter bedanke ich mich bei meinen Kollegen am LWH, Felix Simon, Florian Oestermann und Thomas Schreier, für die Unterstützung und die erheiternden Gespräche außerhalb der Fachwelt. Dr. Svenja Fischer von der Ruhr-Universität Bochum, Prof. Dr.-Ing. Jens Bender von der Dualen Hochschule Baden-Württemberg in Mosbach und Sebastian Gürke von der Universität Siegen haben mir ebenfalls fortwährend mit fachlichem Rat zur Seite gestanden. Danke dafür!

Kraft und Rückhalt, aufmunternde Worte sowie unendliche Geduld habe ich von Freunden und meiner Familie erhalten. Ein riesiges Dankeschön geht an dieser Stelle an Lisa und Jakob.

Kurzfassung

Für die Bewirtschaftung des Wasserdargebots in Form der Wasserversorgung und -entsorgung aber auch für den Hochwasserschutz auf kommunaler Ebene sind verschiedene wasserwirtschaftliche Bauwerke notwendig. Eine wichtige Planungskenngröße für die Bemessung und den Betrieb solcher Bauwerke sind unter anderem Starkregenangaben. Diese Angaben werden auf Basis von beobachteten oder modellierten Niederschlagszeitreihen erstellt. Mittels Extremwertverteilungsfunktionen werden Quantilwerte berechnet, die weiterführend für die Festlegung von Bemessungswerten verwendet werden können.

Die klassischen und derzeit angewendeten Verfahren der Extremwertstatistik setzen stationäre – und damit über die Zeit gleichverteilte – Zeitreihen voraus. Dem stehen prognostizierte, klimatische Veränderungen und die bereits beobachtete Zunahme von Starkregenereignissen gegenüber, sodass die stationären Verfahren unter Umständen nicht mehr ohne Weiteres anwendbar sind. Mittels erweiterter statistischer Verfahren können die auch als Instationaritäten bezeichneten, langzeitlichen oder auch abrupten Änderungen in Zeitreihen entsprechend berücksichtigt und modelliert werden.

In der vorliegenden Dissertation wird ein instationärer, extremwertstatistischer Ansatz zur Berechnung von Regenhöhen als Planungskenngröße entwickelt. Es erfolgt eine zeitabhängige Berechnung von Quantilwerten, sodass Instationaritäten in den Beobachtungsdaten berücksichtigt werden können. Dabei wird die in aktuell gültigen Regelwerken beschriebene und derzeit in Deutschland angewendete, grundlegende Vorgehensweise der extremwertstatistischen Auswertung angewendet, jedoch durch instationäre, mehrparametrische Modelle, alternative Parameterschätzverfahren und Berechnungsmethoden ersetzt.

Der entwickelte Berechnungsansatz nutzt regionalisierte Klimaprojektionen zur Modellierung zeitabhängiger Parameter der *Verallgemeinerten Extremwertverteilung*. Diese Parameter werden für jeden Zeitpunkt über alle Dauerstufen hinweg optimiert. Die anschließend berechneten, instationären Quantilwerte werden in Abhängigkeit ausgewählter Perzentile und einer geplanten Bauwerkslebensdauer in eine zeitunabhängige Planungskenngröße überführt.

Der Ansatz wird für 49 Niederschlagsstationen in Nordrhein-Westfalen ausgewertet, wobei eine Detailbetrachtung und -auswertung anhand der Niederschlagsstation *Detmold_KA* erfolgt. Die Berechnungsergebnisse werden mit Koordinierten Starkniederschlags-

Regionalisierungs-Auswertungen (KOSTRA-DWD 2010R) und Starkregenangaben verglichen. Weiterführend wird die Auswirkung der sich verändernden Bemessungsgrößen exemplarisch anhand eines Niederschlags-Abfluss-Modells dargestellt.

Mit dem entwickelten Berechnungsansatz können instationäre Niederschlagszeitreihen statistisch ausgewertet werden. Der Ansatz mündet, wie auch die klassischen Verfahren, in Regenhöhen $h_N(D, T)$, die weiterführend für die wasserwirtschaftliche Bauwerksplanung und -bemessung herangezogen werden können. Aufgrund seiner einheitlichen Methodik ist der Berechnungsansatz auch für Zeitreihen ohne signifikante Instationaritäten, also stationäre Zeitreihen, anwendbar.

Abstract

Both for the management of water supply and for the flood protection at municipal level various water management infrastructures are used. The infrastructure design is primarily based on rainfall depth-duration-frequency (DDF) curves, which are calculated on the basis of observed or modeled precipitation time series. Extreme value distribution functions are applied to calculate quantiles which are then used as design values for assessing water infrastructure.

The common and currently applied methods of extreme value statistics assume stationary time series. In contrast, there are predicted climatic changes and the already observed increase of heavy rainfall events. The stationary procedures therefore may no longer be readily applied. Accordingly, the long-term or even abrupt changes in time series, also called non-stationarities, can be considered and modeled by the means of extended statistical methods.

The underlying thesis develops a non-stationary extreme value approach for calculating DDF-curves. Furthermore, a time-dependent calculation of quantile values is carried out by taking into account non-stationarities in the observed data. The basic statistical approach, which is used in Germany and described in currently valid set of rules, is applied and consequently being replaced by transient, multi-parametric models, alternative parameter estimation methods and calculation approaches.

As a first step, time-dependent parameters of the *Generalized Extreme Value Distribution* are modeled using regionalized climate projections. These parameters are optimized for each timestep and all duration levels. Then, subsequently calculated transient quantile values are transformed into a time-independent design value depending on selected percentiles and a planned life period of the structure to be designed.

The developed approach is evaluated for 49 rain gauges in North Rhine-Westphalia. A detailed evaluation is carried out on the basis of the rain gauge *Detmold_KA*. The results are compared with Koordinierten Starkniederschlags-Regionalisierungs-Auswertungen (KOSTRA-DWD 2010R) and DDF-curves. Moreover, the effect of the changing design values is exemplified by a rainfall-runoff model.

With this developed approach, nonstationary precipitation time series can be statistically evaluated. Like the classical methods, the approach results in design values like rainfall

depths $h_N(D, T)$, which can be further used for assessing water infrastructure. Due to its uniform methodology, the calculation approach is also applicable for time series without significant non-stationarities.

Inhaltsverzeichnis

Vorwort und Danksagung	V
Kurzfassung	VI
Abstract	VIII
Inhaltsverzeichnis	X
Abbildungsverzeichnis	XIII
Tabellenverzeichnis	XX
Verzeichnis der Abkürzungen und Symbole	XXI
1 Einleitung	1
1.1 Hintergrund und Veranlassung	1
1.2 Forschungsfragen und Zielsetzung	3
1.3 Aufbau der Arbeit	4
2 Datengrundlage	6
2.1 Einführung	6
2.2 Stationsdaten	7
2.3 Datenaufbereitung	8
3 Stand der Wissenschaft	12
3.1 Einführung	12
3.2 Stationäre extremwertstatistische Methoden	13
3.3 Instationäre extremwertstatistische Methoden	18
3.4 Diskussion	24
4 Stand der Technik in Deutschland	26
4.1 Einführung	26
4.2 Berechnung von Regenhöhen- und Regenspendenlinien nach DWA-A 531	27
4.3 Normative und praxisorientierte Vorgaben zur Anwendung von Bemessungsniederschlagswerten	33
4.4 Diskussion	37
5 Statistische Tests zur Detektion von Instationaritäten in hydrometeorologischen Zeitreihen	39
5.1 Einführung	39
5.2 Trendanalysen	42
5.2.1 Sen's Slope Estimator	42
5.2.2 Mann-Kendall-Test	43
5.2.3 Modifikationen des Mann-Kendall-Tests	44

5.3	Sprungstellenanalysen	46
5.3.1	Pettitt-Mann-Whitney-Test	47
5.3.2	Wilcoxon-Mann-Whitney-Test (U-Test)	48
5.4	Test auf Vorliegen einer Autokorrelation	49
5.5	Homogenisierung von Zeitreihen	51
5.6	Diskussion	53
6	Stationäre Extremwertstatistik	54
6.1	Allgemeines	54
6.2	Theoretische Verteilungsfunktionen	57
6.3	Parameterschätzung	60
6.3.1	Allgemeines	60
6.3.2	Momentenmethode	60
6.3.3	Wahrscheinlichkeitsgewichtete Momente	61
6.3.4	Maximum-Likelihood-Methode	63
6.3.5	Generalisierte Maximum-Likelihood-Methode	64
7	Instationäre Extremwertstatistik	65
7.1	Allgemeines	65
7.2	Instationäre Modelle der Verallgemeinerten Extremwertverteilung	65
7.3	Parameterschätzung	67
8	Kriterien zur Modellauswahl	69
8.1	Einführung	69
8.2	Likelihood-Ratio-Test	69
8.3	Akaike-Informationskriterium und korrigiertes Akaike- Informationskriterium	70
8.4	Bayessches Informationskriterium	71
9	Auswahl von Schätzverfahren, Modellen und Kovariaten für die Parameter genutzter Verteilungsfunktionen	73
9.1	Beschränkung auf die Maximum-Likelihood-Methode zur Parameterschätzung	73
9.2	Nutzung linearer Parameterverläufe bei Anwendung instationärer GEV-Modelle	78
9.3	Berücksichtigung von regionalisierten Niederschlagssummen und Klimaprojektionen-Ensembles als Kovariate in parametrischen, instationären GEV-Modellen	82
9.3.1	Einführung	82
9.3.2	Langjährige, regionale Mittelwerte der jährlichen Niederschlagssummen in Deutschland	82

9.3.3	Temperaturwerte regionaler Klimaprojektionen-Ensembles für NRW	85
9.3.4	Diskussion	89
10	Parameterausgleich bei dauerstufenübergreifenden extremwertstatistischen Analysen von Niederschlagsereignissen	91
11	Modelle für die Berücksichtigung zeitabhängiger Quantile als Planungskenngröße wasserwirtschaftlicher Bauwerke	97
11.1	Allgemeines	97
11.2	Effective-Return-Level-Ansatz	98
11.3	Design-Life-Level-Ansatz	101
11.4	Zusammenfassung und Bewertung der Methoden	105
12	Entwicklung eines instationären Berechnungsansatzes für Regenhöhen	107
12.1	Einführung	107
12.2	Statistische Kennwerte und Überblick der verwendeten Daten	108
12.3	Untersuchungen auf Instationaritäten mittels Trend- und Sprungstellenanalysen	113
12.4	Anwendung der instationären, extremwertstatistischen Modelle	120
12.5	Ergebnisdarstellung und Gegenüberstellung der Modelle	122
12.6	Exemplarische Auswertung der Niederschlagsstation <i>Detmold_KA</i>	128
12.7	Niederschlag-Abfluss Modellierung unter Einbezug der exemplarischen Auswertung an der Niederschlagsstation <i>Detmold_KA</i>	139
12.7.1	Einführung	139
12.7.2	Modellkalibrierung und -validierung	142
12.7.3	Ergebnisdarstellung durchgeführter Rechenläufe	145
13	Fazit	147
13.1	Diskussion der Ergebnisse	147
13.2	Zielerfüllung und Beantwortung der Forschungsfragen	150
13.3	Offene Fragen und weiterer Forschungsbedarf	153
14	Zusammenfassung	154
15	Literaturverzeichnis	157

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2.1:	Übersicht der Datengrundlage mit Lage der verfügbaren (blau) und genutzten (grün) Niederschlagsstationen in NRW. Alle dargestellten Stationen werden vom LANUV betrieben.	8
Abbildung 2.2:	Beobachtungsbeginn der genutzten 49 Stationen aus NRW (vertikale rote Linie zeigt die Mindestreihenlänge von 30 a).	9
Abbildung 2.3:	Ausgewählte Dauerstufenserien unterteilt nach D [min] der Station <i>Aachen Soers</i>	10
Abbildung 2.4:	Exemplarischer Ausschnitt ausgewählter Dauerstufenserien an der Station <i>Aachen Soers</i> .	10
Abbildung 2.5:	Exemplarischer Ausschnitt ausgewählter Dauerstufenserien (farbige Linie) mit dazugehörigen jährlichen Maximalwerten (farbige Punkte) an der Station <i>Aachen Soers</i> .	11
Abbildung 3.1:	Exemplarische Darstellung der Stichprobengewinnung aus AMAX, $AMAX_{T=3}$ und POT für die extremwertstatistische Modellierung hydrologischer Daten (Datengrundlage: Jährliche Maximalwerte täglicher Niederschlagssummen, <i>Fort Collins</i> , CO, USA, 1900-1999).	14
Abbildung 4.1:	Schematische Darstellung von Regenhöhenlinien (links) und Regenspendenlinien (rechts) in Abhängigkeit der Dauerstufe D (DWA, 2012a).	28
Abbildung 4.2:	Bestimmung der Parameter u_j und w_j über lineare Regression für eine ausgewählte Dauerstufe D der jährlichen Serie (DWA, 2012a).	31
Abbildung 4.3:	Exemplarische Darstellung des Ausgleichs eines Parameters der Verteilungsfunktion innerhalb eines Dauerstufenbereiches sowie bereichsübergreifend (DWA, 2012a).	32
Abbildung 4.4:	Regenhöhenlinie aus den Niederschlagshöhen für das Rasterfeld Spalte:9, Zeile:50 aus KOSTRA-DWD 2010R mit einer Jährlichkeit von $T = 20$ a.	35
Abbildung 4.5:	Zeitintervalle mit zugehörigen Regenhöhen (nach DWA, 2006).	36
Abbildung 4.6:	Modellregen nach Euler Typ II (nach DWA, 2006).	37
Abbildung 5.1:	Jährliche Maximalwerte ($D = 5$ min) der Station <i>Aachen Soers</i> mit Sprungstelle im Jahr 2005. Die roten Linien visualisieren die Mittelwerte der Regenhöhen der Teilstücke vor und nach der Sprungstelle.	47
Abbildung 5.2:	Autokorrelationsfunktion einer synthetisch generierten Zeitreihe (ARIMA-Modell) mit dazugehörigem Signifikanzniveau (rote Linie).	50
Abbildung 5.3:	Visualisierung der Homogenisierung einer Zeitreihe über den Mittelwert nach Detektion einer Sprungstelle.	52

Abbildung 6.1:	Exemplarische Poisson-Verteilung für Ereignisse mit unterschiedlichen Eintrittsraten (ergänzt nach Mudersbach, 2009).	57
Abbildung 6.2:	Quantil-Funktion für die drei Typen (I-Gumbel, II-Fréchet, III-Weibull) der GEV in Abhängigkeit des Formparameters ξ (ergänzt nach Coles, 2001).	59
Abbildung 9.1:	Streuung der Schätzwerte des Formparameters ξ für unterschiedliche Modelle der GEV in Abhängigkeit des genutzten Schätzverfahrens (GMLE, MLE) und der Dauerstufe. Die instationären Modelle der GEV (GEV100 und GEV110) wurden über die Zeit als Kovariate modelliert. Der Mittelwert der dauerstufenabhängigen Schätzwerte ist als blaue bzw. rote Linie dargestellt. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.	75
Abbildung 9.2:	Streuung der Schätzwerte des Formparameters ξ für unterschiedliche Modelle der GEV in Abhängigkeit des genutzten Schätzverfahrens (GMLE, MLE) und der Dauerstufe. Die instationären Modelle der GEV (GEV100 und GEV110) wurden unter Hinzunahme der jährlichen Temperaturwerte als Kovariate modelliert. Der Mittelwert der dauerstufenabhängigen Schätzwerte ist als blaue bzw. rote Linie dargestellt. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.	76
Abbildung 9.3:	Anzahl der über die Informationskriterien zur Anpassungsgüte (NLLH, AIC und BIC) gewählten Schätzverfahren (GMLE und MLE) je Dauerstufe. Die Parameter der instationären GEV-Modelle (GEV100 und GEV110) wurden über die Zeit als Kovariate modelliert. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.	77
Abbildung 9.4:	Anzahl der über die Informationskriterien zur Anpassungsgüte (NLLH, AIC und BIC) gewählten Schätzverfahren (GMLE und MLE) je Dauerstufe. Die Parameter der instationären GEV-Modelle (GEV100 und GEV110) wurden über jährliche Temperaturwerte als Kovariate modelliert. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.	78
Abbildung 9.5:	Jährliche Maximalwerte täglicher Niederschlagssummen an der Station <i>Haenscheid (Rhein-Sieg-Kreis)</i> , Aufzeichnungslänge: 43 Jahre.	80
Abbildung 9.6:	Verteilungsfunktionen der unterschiedlichen GEV-Modelle für die Station <i>Haenscheid (Rhein-Sieg-Kreis)</i> , für die Berechnung der instationären Modelle (GEV100, GEV110) wurden die Parameter für das Jahr 2017 verwendet (siehe Tabelle 9.1), grau eingefärbt sind die Konfidenzbereiche des stationären GEV-Modells.	81
Abbildung 9.7:	Gebietsmittel der jährlichen Niederschlagshöhe in mm mit linearem Trend (rote Linie) für 16 Bundesländer. Ergänzend	

	sind die Signifikanz des Trends (TRUE/ FALSE) sowie die Steigung in mm/a angegeben. Datengrundlage: Beobachtungsdaten mit einer Aufzeichnungslänge von 1881 bis heute (DWD, o.J.c).	83
Abbildung 9.8:	Gebietsmittel der jährlichen Niederschlagshöhe in mm mit linearem Trend (rote Linie) für NRW. Ergänzend ist die Signifikanz des Trends (TRUE) sowie die Steigung in mm/a angegeben. Datengrundlage: Beobachtungsdaten mit einer Aufzeichnungslänge von 1881 bis heute (DWD, o.J.c).	84
Abbildung 9.9:	Anzahl der über das AIC gewählten parametrischen, instationären Modelle je Dauerstufe und GEV-Modell in Abhängigkeit der für die Modellierung genutzten Kovariaten. Hier Gegenüberstellung der Kovariate Zeit (t) und Mittelwerte der jährlichen Niederschlagssummen für NRW (hN,NRW). Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.	85
Abbildung 9.10:	Lufttemperatur in 2 m Höhe (tas) aus beobachteten Werten und als Gebietsmittel aus Ergebnissen regionaler Klimamodelle für NRW (hellgraue Linien). Hervorgehoben ist der über einen Tiefpassfilter (30 Jahre) geglättete Median für drei unterschiedliche RCP-Szenarien mit der entsprechend eingefärbten Ergebnisbandbreite der genutzten Klimamodelle (angepasst nach DWD, 2021, Datenquelle: LANUV).	87
Abbildung 9.11:	Anzahl der über das AIC gewählten parametrischen, instationären Modelle je Dauerstufe und GEV-Modell in Abhängigkeit der für die Modellierung genutzten Kovariaten. Hier Gegenüberstellung drei unterschiedlicher RCP-Szenarien als Kovariate. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.	88
Abbildung 9.12:	Anzahl der über das AIC gewählten parametrischen, instationären Modelle je Dauerstufe und GEV-Modell in Abhängigkeit der für die Modellierung genutzten Kovariaten. Hier Gegenüberstellung der Kovariate Zeit (t) und RCP2.6-Szenario (RCP2.6,NRW). Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.	89
Abbildung 9.13:	Anzahl der über das AIC gewählten parametrischen, instationären Modelle je Dauerstufe und GEV-Modell in Abhängigkeit der für die Modellierung genutzten Kovariaten. Hier Gegenüberstellung der Kovariate Zeit (t), RCP2.6-Szenario (RCP2.6,NRW) und Mittelwerte der jährlichen Niederschlagssummen für NRW (hN,NRW). Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.	90
Abbildung 10.1:	Parameterausgleich des instationären GEV-Modells (GEV100) an der Station <i>Iserlohn_Kesbern</i> . Die Parameter entsprechen dem Parametersatz für das Jahr 2017 (angepasst nach Fischer und Schumann, 2018).	93

Abbildung 10.2:	Logarithmierte Absolutwerte des negativen und positiven Skalen-Form-Verhältnisses des stationären GEV-Modells (GEV000). Die obere und untere Grenze der für den linearen Ausgleich berücksichtigten Werte [-100;+100] sind als rote gepunktete Linie dargestellt.	94
Abbildung 10.3:	Linearer Ausgleich des Skalen-Form-Verhältnisses. Exemplarisch an der Station <i>Iserlohn_Kesbern</i> für gefilterte (rot) und ungefilterte (schwarz) Werte des Skalen-Form-Verhältnisses.	95
Abbildung 10.4:	Streuung der Werte für den geschätzten (schwarz) und optimierten Formparameter (rot) für drei unterschiedliche Modelle der GEV. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.	95
Abbildung 10.5:	Verteilung positiver (schwarz) und negativer (rot) Schätzwerte des Formparameters unterschiedlicher GEV-Modelle vor dem Parameterausgleich für die genutzten Niederschlagsstationen. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.	96
Abbildung 11.1:	Jährliche Maximalwerte für zwei ausgewählte Dauerstufen mit dazugehörigen, zeitabhängigen Quantilwerten in Abhängigkeit des Wiederkehrintervalls T [a] an der Station <i>Lascheid (Rhein-Sieg-Kreis)</i> .	98
Abbildung 11.2:	Zeitabhängige Quantilwerte $hN(t)$ (schwarz gepunktete Linien) in Abhängigkeit von Dauerstufe D und Zeit t für ein Wiederkehrintervall $T = 10$ a. Rot dargestellt sind die 95 %-Perzentile der zeitabhängigen Quantilwerte.	100
Abbildung 11.3:	Regenhöhenlinie aus ERL 95 %-Perzentil der $hN(t)$.	101
Abbildung 11.4:	EPN in Abhängigkeit der Lebensdauer N für ausgewählte Jährlichkeiten T mit einem Sicherheitsniveau=63,58 % für $T=N=50$ a (stationärer Fall) (angepasst nach Mudersbach und Bender, 2017).	102
Abbildung 11.5:	Beispielhafter Verlauf der EPN für eine ausgewählte Dauerstufe, einer Bauwerkslebensdauer $N=50$ a, einem Sicherheitsniveau von 63,58 % und dazugehörigem $DRP=55$ a (angepasst nach Mudersbach und Bender, 2017).	104
Abbildung 12.1:	Flussdiagramm des instationären Bemessungsansatzes für Regenhöhen- bzw. Regenspendenlinien mit einzelnen Berechnungsschritten (dunkelgrau) und dazugehörigen Zwischenergebnissen (hellgrau).	108
Abbildung 12.2:	Statistische Kennwerte der Jahressummen für die 49 genutzten Niederschlagsstationen. Die rote vertikale Linie stellt jeweils den Mittelwert der Kenngröße über alle Stationen dar.	109
Abbildung 12.3:	Statistische Kennwerte der jährlichen Serien (AMAX) der aggregierten Dauerstufenreihen für die 49 genutzten Niederschlagsstationen. Als rot gestrichelte Linie ist ergänzend die Schiefe der Gumbel-Verteilung mit 1,1396 dargestellt.	110

Abbildung 12.4:	Mittelwerte der Monatssummen von 49 Niederschlagsstationen. Hervorgehoben sind die Station <i>Frielingsdorf</i> mit der höchsten und die Station <i>Sindorf</i> mit der niedrigsten mittleren Jahressumme (gestrichelte Linie) (nach Portela et al., 2020).	112
Abbildung 12.5:	Anzahl und monatliche Verteilung jährlicher Maximalwerte der aggregierten Dauerstufenreihen für Niederschlagsdauern von 10 min bis 4 h. Datengrundlage: 21 Dauerstufenreihen an 49 Stationen aus NRW.	113
Abbildung 12.6:	Anzahl und monatliche Verteilung jährlicher Maximalwerte (AMAX) der aggregierten Dauerstufenreihen für Niederschlagsdauern von 6 h bis 6 d. Datengrundlage: 21 Dauerstufenreihen an 49 Stationen aus NRW.	113
Abbildung 12.7:	Ausschnitt aus dem Flussdiagramm des instationären Berechnungsansatzes mit Inhalt der ersten Stufe. Inhalt der ersten Stufe des instationären Berechnungsansatzes	114
Abbildung 12.8:	Dauerstufenabhängige Verteilung der detektierten Instationaritäten in Form von Trends für Serien der AMAX-Werte an 49 untersuchten Niederschlagsstationen aus NRW.	116
Abbildung 12.9:	Dauerstufenabhängige Verteilung signifikanter Werte der Autokorrelationsfunktion für ein Lag von $k = 1$ an 49 untersuchten Niederschlagsstationen aus NRW.	117
Abbildung 12.10:	Dauerstufenabhängige Verteilung detektierter Instationaritäten in Form von Sprungstellen für Serien der AMAX-Werte an 49 untersuchten Niederschlagsstationen aus NRW. Sprungstellen an den Rändern (acht Jahre) der Zeitreihen sind nicht dargestellt.	118
Abbildung 12.11:	Zusammenfassende Darstellung der detektierten Instationaritäten in Form von Trends und Sprungstellen für Serien der AMAX-Werte verteilt über 21 Dauerstufen an 49 untersuchten Niederschlagsstationen in NRW.	119
Abbildung 12.12:	Größe der detektierten Trends für die AMAX-Werte der aggregierten Dauerstufenreihen. Der Wert der Steigung in mm/a ist normiert.	120
Abbildung 12.13:	Ausschnitt aus dem Flussdiagramm des instationären Berechnungsansatzes mit Inhalt der zweiten Stufe.	121
Abbildung 12.14:	Ausschnitt aus dem Flussdiagramm des instationären Berechnungsansatzes mit Inhalt der dritten Stufe.	122
Abbildung 12.15:	Prozentuale Abweichungen der Regenhöhen aus dem stationären GEV-Modell (GEV000) sowie den beiden instationären Berechnungsansätzen (ERL, DLL) im Vergleich zum Berechnungsansatz nach DWA-A 531 in Abhängigkeit des Wiederkehrintervalls T .	124
Abbildung 12.16:	Prozentuale Abweichungen der Regenhöhen aus den instationären Bemessungsansatz (ERL, DLL) im Vergleich	

	zum stationären GEV-Modell (GEV000) in Abhängigkeit des Wiederkehrintervalls T .	125
Abbildung 12.17:	Dauerstufenabhängige Verteilung der Modellauswahl anhand des LRT für die Teststatistik Nullhypothese = Gumbel-Modell vs. Alternativhypothese = stationäres GEV-Modell (GEV000) sowie instationäre GEV-Modelle (GEV100 und GEV110).	126
Abbildung 12.18:	Dauerstufenabhängige Verteilung der Modellauswahl anhand des LRT für die Teststatistik Nullhypothese = stationäres GEV-Modell (GEV000) vs. Alternativmodell = instationäres GEV-Modell (GEV100, 110).	126
Abbildung 12.19:	Dauerstufenabhängige Verteilung der Modellauswahl anhand der Gütekriterien AIC, AICc und BIC. Vergleich zwischen stationärem Gumbel-Modell, stationärem GEV-Modell (GEV000) und instationären GEV-Modellen (GEV100, GEV110).	127
Abbildung 12.20:	Dauerstufenabhängige Verteilung der Modellauswahl anhand der Gütekriterien AIC, AICc und BIC. Vergleich zwischen stationärem GEV-Modell (GEV000) und instationären GEV-Modellen (GEV100, GEV110).	128
Abbildung 12.21:	Zeitabhängiger Verlauf des Lageparameters μ der instationären GEV (GEV100) für unterschiedliche Dauerstufen. Die vertikale gestrichelte Linie stellt das Ende der Beobachtungsdaten (2017) dar.	130
Abbildung 12.22:	Zeitabhängige Quantilwerte mit einer Jährlichkeit von $T = 50$ a für Dauerstufen $D = 5, 60, 240$ min mit den dazugehörigen AMAX-Werten.	131
Abbildung 12.23:	Regenhöhenlinien aus dem ERL-Ansatz (ERL(GEV100)) im Vergleich zum klassischen Ansatz nach DWA (2012a) (DWA-A 531(Gumbel)) für Dauerstufen bis 120 min und ausgewählte Wiederkehrintervalle T .	132
Abbildung 12.24:	Erforderliche Jährlichkeit (DRP) im Referenzjahr (2017) für Quantilwerte aus unterschiedlichen Dauerstufen $D = 5, 60, 240$ min bei einer geplanten Bauwerkslebensdauer $N = 50$ a und einem Sicherheitsniveau $EPN = 63,4$ %.	133
Abbildung 12.25:	Regenhöhenlinien für das Jahr 2017 aus dem Design-Life-Level-Ansatz (DLL(GEV100)) im Vergleich zum klassischen Ansatz nach DWA (2012a) (DWA-A 531(Gumbel)) für Dauerstufen bis 120 min und ausgewählte Wiederkehrintervalle T .	134
Abbildung 12.26:	Änderung der Überschreitungswahrscheinlichkeiten für ausgewählte Regenereignisse unterschiedlicher Dauer und Jährlichkeit $hND, T, 0$ (Referenzjahr) (angepasst nach Mudersbach und Bender, 2017).	135
Abbildung 12.27:	Zusammenhang zwischen gewählter T_0 und nach DLL-Ansatz erforderlicher Jährlichkeit DRP im Referenzjahr 2017. Darstellung für zwei unterschiedliche GEV-Modelle, eine	

	Bauwerkslebensdauer von 50 a und $T_0 < 50$ a für die Station <i>Detmold_KA</i> .	138
Abbildung 12.28:	Vereinfachtes (a) und komplexes (b) Systemdiagramm des Abflussprozesses auf lokaler Ebene (USACE, 2000).	140
Abbildung 12.29:	Übersicht des Einzugsgebiets für den Gewässerpegel <i>Mesche (Werre)</i> mit der Niederschlagsstation <i>Detmold_KA</i> .	142
Abbildung 12.30:	Vergleich von modellierter (rote Linie) und beobachteter Ganglinie (blaue Linie) für das N-A-Modell am Pegel <i>Mesche (Werre)</i> für drei ausgewählte Ereignisse zur Kalibrierung (a), b), c)) und ein Ereignis zur Validierung (d)).	144
Abbildung 12.31:	Ergebnisse des N-A-Modells als Modellreaktion (Durchflussvolumen V [m ³]) auf prozentuale Veränderungen der Belastungsgröße (Regenhöhe hN [mm]).	146

Tabellenverzeichnis

Tabelle 4.1:	Unterschiedliche Dauerstufenbereiche für den Parameterausgleich (DWA, 2012a).	31
Tabelle 4.2:	Beispiele für Bemessungsregenhäufigkeiten für Rohre, die ohne Überlastung lediglich vollgefüllt sind (DIN EN 752, 2017).	34
Tabelle 4.3:	Maßgebende kürzeste Regendauer in Abhängigkeit von mittlerer Geländeneigung und Befestigungsgrad (DWA, 2006).	34
Tabelle 4.4:	Niederschlagshöhen mit einer Jährlichkeit von $T = 20$ für das Rasterfeld Spalte:9, Zeile:50 aus KOSTRA-DWD 2010R.	35
Tabelle 5.1:	Kritische Werte für W_{\max} (nach Reeves et al., 2007).	49
Tabelle 9.1:	Ergebnis der Parameterschätzung für die unterschiedlichen GEV-Modelle mit NLLH, AIC und BIC (angepasst nach AghaKouchak et al., 2013).	80
Tabelle 9.2:	Charakterisierung von vier RCP-Szenarien (nach Brien et al., 2020).	86
Tabelle 12.1:	Mittlere monatliche und jährliche Niederschlagssummen der verwendeten Niederschlagsstationen.	111
Tabelle 12.2:	Prozentuale Abweichung der Regenhöhen nach dem ERL-Ansatz bezogen auf die KOSTRA-DWD 2010R-Werte für die Station <i>Detmold_KA</i> (Rasterfeld: Spalte: 26, Zeile: 43).	136
Tabelle 12.3:	Prozentuale Abweichung der Regenhöhen nach dem Design-Life-Level-Ansatz (GEV100) für das Jahr 2017 bezogen auf die KOSTRA-DWD 2010R-Werte für die Station <i>Detmold_KA</i> (Rasterfeld: Spalte: 26, Zeile: 43).	136
Tabelle 12.4:	Prozentuale Abweichung der Regenhöhen nach dem ERL-Ansatz bezogen auf die Werte nach DWA (2012a) für die Station <i>Detmold_KA</i> .	137
Tabelle 12.5:	Prozentuale Abweichung der Regenhöhen nach dem DLL-Ansatz (GEV100) für das Jahr 2017 bezogen auf die Werte nach DWA (2012a) für die Station <i>Detmold_KA</i> .	137

Verzeichnis der Abkürzungen und Symbole

Abkürzung	Vollständige Bezeichnung
AIC	Akaike's Informationskriterium, engl. <i>Akaike Information Criterion</i>
AICc	Korrigiertes Akaike's Informationskriterium, engl. <i>Corrected Akaike Information Criterion</i>
AMAX	Jährliche Maximalwerte, engl. <i>annual maxima</i>
AMDA	Automatische Meteorologische Datenerfassungs-Anlagen
AMF	Abminderungsfaktor
AR	Autoregressives Zeitreihenmodell
ARIMA	Autoregressives Zeitreihenmodell, gekoppelt mit integriertem gleitenden Mittelwert-Modell
ARMA	Autoregressives Zeitreihenmodell, gekoppelt mit gleitendem Mittelwert-Modell
ATV	Abwassertechnische Vereinigung e.V.
BIC	Bayessches Informationskriterium, engl. <i>Bayesian Information Criterion</i> (auch engl. <i>Schwarz Information Criterion</i> , SIC)
CDC	Climate Data Center des Deutschen Wetterdienst
CN	engl. <i>Curve-Number</i>
DDF	engl. <i>depth-duration-frequency-curves</i>
DEP	Im Referenzjahr zu wählende Überschreitungswahrscheinlichkeit engl. <i>design exceedance probability</i>
DLL	Design-Life-Level-Ansatz
DRP	Im Referenzjahr zu wählende Jährlichkeit, engl. <i>design return period</i>
DWA	Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e. V.
DWD	Deutscher Wetterdienst
EDA	Explorative Datenanalyse

ENE	Erwartete-Anzahl an Überschreitungen, engl. <i>expected number of events</i> oder <i>expected number of exceedances</i>
ENSO	engl. <i>El Niño–Southern Oscillation</i>
EPN	Überschreitungswahrscheinlichkeit innerhalb einer Bauwerkslebensdauer N , DLL-Ansatz, engl. <i>exceedance probability N</i>
ERL	Effective-Return-Level-Ansatz
ESD	engl. <i>empirical statistical downscaling models</i>
EURO-CORDEX	<i>European Coordinated Downscaling Experiment</i>
EWT	<i>expected waiting time</i> -Verfahren
EZG	Einzugsgebiet
GAMLSS	Verallgemeinerte additive Modelle für Lage-, Skalen- und Formparameter, engl. <i>generalized additive models for location, scale and shape</i> ,
GCM	Globale Klima- bzw. Zirkulationsmodelle engl. <i>general circulation models</i> ,
GEV	Verallgemeinerte Extremwertverteilung, engl. <i>generalized extreme value distribution</i>
GIS	Geoinformationssystem
GMLE	Generalisierte Maximum-Likelihood-Methode, engl. <i>generalized maximum-likelihood-estimation</i>
HEC	Hydrologic Engineering Center
HMS	Hydrologic Modeling System
<i>i.i.d.</i>	engl. <i>independent and identical distributed random variables</i>
IDF	engl. <i>intensity-duration-frequency-curves</i>
IOD	Indischer-Ozean-Dipol
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
KLIWA	Kooperationsprojekt Klimaveränderung und Konsequenzen für die Wasserwirtschaft
KOSTRA	Koordinierte Starkniederschlagsregionalisierung und -auswertung
Kov	Kovariate

LANUV	Landesamt für Natur, Umwelt und Verbraucherschutz
LAWA	Bund/Länder-Arbeitsgemeinschaft Wasser
LfU	(Bayerisches) Landesamt für Umwelt
LM	L-Momente
LRT	Likelihood-Ratio-Test
LUBW	Landesanstalt für Umwelt, Messungen und Naturschutz Baden-Württemberg
MGN	Maximierte Gebietsniederschläge, engl. <i>probable maximum precipitation</i> , PMP
M-K-Test	Mann-Kendall-Test
MLE	Maximum-Likelihood-Schätzung, engl. <i>maximum-likelihood-estimation</i>
MODES	Modulare Datenerfassungssysteme
MOGA	Genetischer Mehrziel-Algorithmus, engl. <i>multi-objective genetic algorithm</i> ,
MOI	Mediterranean Oscillation Index
MOM	Momentenmethode
MQ	Mittlerer Abfluss
NAO	North Atlantic Oscillation
NLLH	Negative-Log-Likelihood-Wert
NRW	Nordrhein-Westfalen
NSE	Nash-Sutcliffe-Effizienz, engl. <i>Nash-Sutcliffe model efficiency</i>
N-Stationen	Nebenamtliche (Niederschlags-)Stationen
PDF, pdf	(Wahrscheinlichkeits-)Dichtefunktionen, engl. <i>probability density function</i>
PDO	Pacific Decadal Oscillation
PDS	engl. <i>partial duration series</i>
PEN	Praxisrelevante Extremwerte des Niederschlags
PLP	Plotting-Positionen, empirische Wahrscheinlichkeiten

POT	Schwellenwertmodell, engl. <i>peaks over threshold</i>
PW	engl. <i>Pre-whitening</i>
PWM	Wahrscheinlichkeitsgewichtete Momente, engl. <i>probability weighted moments</i>
RADAR	engl. <i>radio detection and ranging</i>
RCM	Regionales Klimamodell, engl. <i>Regional climate model</i>
RCP	Repräsentative Konzentrationspfade, engl. <i>representative concentration pathways</i>
RHL	Regenhöhenlinien
RRE	Repräsentative Sicherheit, engl. <i>representative reliability</i>
SCS	Soil Conservation Service
SOI	Southern Oscillation Index
S-Stationen	Standard (Niederschlags-)Stationen
TFPW	engl. <i>Trend-free-pre-whitening</i>
USACE	US Army Corps of Engineers
WMO	World Meteorological Organization
ZR	Zeitreihe

Symbol	Einheit	Beschreibung
A	[km ²]	Gebietsgröße
α	[-]	Signifikanzniveau
a_u, b_u	[-]	Achsenabschnitt und Steigung der Ausgleichsgeraden für den Parameter u
A_u, B_u	[-]	Achsenabschnitt und Steigung der Ausgleichsgeraden für den Parameter $\ln(u)$
a_w, b_w	[-]	Achsenabschnitt und Steigung der Ausgleichsgeraden für den Parameter w
A_w, B_w	[-]	Achsenabschnitt und Steigung der Ausgleichsgeraden für den Parameter $\ln(w)$
D	[min], [h], [d]	Dauerstufe, Niederschlagsdauer
$F(x)$	[-]	Verteilungsfunktion
$f(x)$	[-]	Dichtefunktion
h_N	[mm], [l/m ²]	Niederschlags- oder Regenhöhe
i_N	[mm/min] [mm/h]	Niederschlags- oder Regenintensität
k	[-]	<i>Plotting-Positionen</i> : Laufindex der Stichprobenwerte der Größe nach geordnet, <i>AR-Modelle</i> : Zeitdifferenz, engl. <i>Lag</i> <i>AIC, AICc, BIC</i> : Anzahl der im Modell enthaltenen Parameter
K_{idx}	[div]	Klimaindex
κ	[-]	Perzentil der zeitabhängigen Lage- und Skalenparameter für den ERL-Ansatz
L	[-]	Stichprobenumfang
$L(\theta)$	[-]	Likelihood-Funktion
λ	[-]	Hyperparameter der generalisierten Maximum-Likelihood-Funktion
M	[a]	Länge der Messreihe in Jahren
M_0	[-]	Null-Modell
M_a	[-]	Alternativ-Modell

μ	[mm]	Lageparameter der GEV
$\tilde{\mu}$	[mm]	Lageparameter des ERL-Ansatzes
N	[a]	Bauwerkslebensdauer
n	[-]	Stichprobenumfang
$N(\mu, \sigma^2)$	[-]	Normalverteilung mit den Parametern μ und σ^2
P	[-]	Wahrscheinlichkeit
P_E	[1/a]	Jährliche Eintrittswahrscheinlichkeit
P_U	[1/a]	Jährliche Unterschreitungswahrscheinlichkeit
$P_{\ddot{U}}$	[1/a]	Jährliche Überschreitungswahrscheinlichkeit
$P_U(X_i)$		Plotting-Positionen nach DWA 531
$Q_{j,k}$	[-]	<i>Sen's Slope Estimator:</i> Steigung für ein Messwertepaar
r	[-]	<i>Blockmodell:</i> Anzahl der Stichprobenelemente pro Zeitspane
r_t	[-]	<i>Wilcoxon-Mann-Whitney-Test:</i> Rang des t-ten Elementes
$\rho(k)$	[-]	Autokorrelationsfunktion
r_N	[l/s·ha]	Niederschlags- oder Regenspende
S	[-]	Teststatistik des Mann-Kendall-Tests
σ	[mm]	Skalen- oder Streuungsparameter der GEV
s_u, s_w		Variationskoeffizient des Parameters u bzw. w
T	[a]	Wiederkehrintervall, Jährlichkeit
T^*	[a]	Wiederkehrintervall, Jährlichkeit des Jahreshöchstwertes
T_0	[a]	Im Referenzjahr zu wählende Jährlichkeit, DRP, engl. <i>design return period</i>
t_{as}	[°C]	Lufttemperatur in 2 m über dem Boden
τ	[-]	Rangkorrelationskoeffizient, auch Kendalls-Tau
θ	[-]	Parametersatz (z. B. der GEV)

$\hat{\theta}$	[-]	Schätzwerte des Parametersatzes
$u(D)$	[-]	Verteilungsparameter in Abhängigkeit der Dauerstufe
u_j, u_p	[-]	Parameter der Extremal-I- bzw. Exponential-Verteilung
V	[m ³]	Volumen (einer Hochwasserwelle)
$w(D)$	[-]	Verteilungsparameter in Abhängigkeit der Dauerstufe
w_j, w_p	[-]	Parameter der Extremal-I- bzw. Exponential-Verteilung
x	[div.]	Wert der Zufallsvariablen X
X	[div.]	Zufallsvariable
ξ	[-]	Formparameter der GEV
\hat{y}_t	[m ³ /s]	Simulierter Wert (Modelloutput) zum Zeitpunkt t
\bar{y}_t	[m ³ /s]	Mittelwert der beobachteten Werte am Modellausgang
z_t	[-]	Fehleranteil der Beobachtung zum Zeitpunkt t zur Bestimmung autoregressiver Modelle

1 Einleitung

1.1 Hintergrund und Veranlassung

Niederschlagsereignisse stellen für uns Menschen einen direkt erfassbaren Teil des sich ständig in Bewegung befindlichen Wasserkreislaufs dar. Der Transport und die Speicherung von Wasser werden dabei auf globaler und lokaler Ebene in unterschiedlicher Art und Weise durch klimatische Änderungen beeinflusst. Beispielsweise geht die Zunahme der Intensität und Regenmenge von Starkniederschlagsereignissen mit sich erwärmenden Luftmassen einher, sodass sich mögliche Veränderungen im hydrologischen Kreislauf über zukünftige Temperaturveränderungen skalieren lassen können (vgl. Pall et al., 2007; Lenderink und van Meijgaard, 2008; Berg et al., 2013; Cheng und AghaKouchak, 2014; Blöschl et al., 2019; Ban et al., 2020). Für Deutschland prognostizieren regionale Klimaprojektionen unterschiedlicher Emissionsszenarien bis zum Jahr 2100 einen mittleren Temperaturanstieg zwischen $+0,9\text{ }^{\circ}\text{C}$ und $+4,7\text{ }^{\circ}\text{C}$, häufigere und intensivere Starkniederschläge, längere Dürreperioden sowie eine saisonale Umverteilung der Komponenten des gesamten Wasserhaushalts (vgl. BMVI, 2015; Hübener et al., 2017; Brien et al., 2020; DWD, 2021).

Insbesondere die wasserwirtschaftliche Infrastruktur im urbanen Raum wird aufgrund dieser Änderungssignale vor neue Herausforderungen gestellt. Treten beispielsweise Starkregenereignisse in Siedlungsgebieten mit einem hohen Anteil an versiegelten und somit abflusswirksamen Flächen auf, so verursachen die in kurzer Zeit anfallenden Regenmengen immer häufiger eine Überlastung des Kanalnetzes, überflutete Straßen, vollgelaufene Keller und Unterführungen sowie zum Teil Bodenerosionen und Sturzfluten mit erheblichem Schadenspotential. Exemplarisch sind hier Starkregenereignisse in Dortmund 2008, Ruhrgebiet 2013, Münster 2014, Braunsbach und Simbach 2016 zu nennen. Demgegenüber stehen langanhaltende Trockenperioden in den Sommermonaten der Jahre 2014, 2018, 2019 und 2020 (DWD, 2021).

Für die Bewirtschaftung des Wasserdargebots in Form der Wasserversorgung und -entsorgung aber auch für den Hochwasserschutz auf kommunaler Ebene sind verschiedene

wasserwirtschaftliche Bauwerke notwendig. Eine wichtige Planungskenngröße für die Bemessung und den Betrieb solcher Bauwerke sind Starkregenangaben. Diese beschreiben eine Regenhöhe h_N in Abhängigkeit eines Wiederkehrintervalls T und einer Regendauer D . Je nach Anwendungsfall wird die Planungsgröße als Regenhöhe h_N in mm oder als Regenspende r_N in l/s·ha angegeben (DWA, 2012a). Starkregenangaben als hydrologische Bemessungsgröße werden auf Basis von beobachteten oder modellierten Niederschlagszeitreihen erstellt. Mittels Extremwertverteilungsfunktionen werden Quantilwerte berechnet, die dann weiterführend für die Festlegung von Bemessungswerten verwendet werden können. Die Vorgehensweise der extremwertstatistischen Auswertung zur Berechnung von Quantilwerten im Hinblick auf Starkregen ist in Deutschland im Arbeitsblatt 531 der Deutschen Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e. V. (DWA-A 531) beschrieben (DWA, 2012a).

Eine grundlegende Voraussetzung der im DWA-A 531 angewandten stationären, extremwertstatistischen Verfahren sind unabhängige und identisch verteilte Stichproben. Die zu untersuchenden Daten dürfen demnach keine zeitlichen Änderungen aufweisen.

Umfangreiche Untersuchungen, wie z. B. Trenberth (2011), Hao et al. (2013) oder Blöschl et al. (2019), zeigen jedoch deutlich, dass unterschiedliche hydrometeorologische Beobachtungen signifikante Trends und Bruchpunkte – und somit eindeutige Veränderungen über die Zeit – aufweisen. Diese Änderungen werden auch als Instationaritäten bezeichnet. Ebenfalls die in DWD (2021) dargestellten Auswertungen der letzten drei Klimareferenzperioden sowie der Jahresdurchschnittstemperaturen und Niederschlagssummen für Deutschland zeigen ein instationäres Verhalten. Hinzu kommen die bereits aufgeführten Klimaprognosen, aus denen ebenfalls eine Veränderung hydrometeorologischer Beobachtungen in der nahen und fernen Zukunft hervorgeht. Die Anforderungen der Stationarität an die Datengrundlage sind vor diesem Hintergrund somit unter Umständen nicht erfüllt.

Zum aktuellen Zeitpunkt sind in den einschlägigen Regelwerken zur methodischen Ermittlung der Bemessungsereignisse noch keine instationären Ansätze implementiert (z. B. DWA, 2012a; DWA, 2012b). Dem gegenüber stehen Normen zur grundsätzlichen Auslegung der Wasserinfrastruktur. So wird in DIN EN 752 (2017) eine Betrachtung möglicher Auswirkungen des Klimawandels auf die Bemessungspraxis gefordert, um

Leistungskriterien der zu planenden Infrastruktur über die gesamte Nutzungsdauer des Systems erfüllen zu können.

1.2 Forschungsfragen und Zielsetzung

Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, die vorhandene Lücke zwischen den Regelwerken – welche derzeit instationäre extremwertstatistische Verfahren nicht beinhalten – und dem wissenschaftlichen Konsens, dass sich Quantilwerte infolge sich ändernder hydrologischer Randbedingungen ändern, zu schließen. Dabei liegt der Fokus auf der extremwertstatistischen Auswertung von Niederschlagszeitreihen. Es soll ein instationärer Berechnungsansatz für Regenhöhen zur Anwendung in der wasserwirtschaftlichen Bemessungspraxis entwickelt werden.

Um eine belastbare Aussage über die Art und zeitliche Entwicklung der Beobachtungen zu tätigen, bedarf es möglichst langer Aufzeichnungszeiträume (Koutsoyiannis, 2006) sowie unterschiedlicher statistischer Tests (Mudelsee, 2019). Die erste Forschungsfrage lautet somit:

- 1. Inwiefern sind die verfügbaren Beobachtungsdaten geeignet, um mittels statistischer Tests eine Aussage über in den Daten enthaltene Instationaritäten zu treffen?**

Neben der Kenntnis über die in den Daten enthaltenen Instationaritäten ist die zukünftig zu erwartende Entwicklung des Niederschlagsverhaltens eine wichtige Planungsgröße. Die Fortschreibung eines linearen, positiven oder negativen Trends, der auf Basis einer nur sehr kurzen Beobachtung detektiert wurde, beinhaltet unter Umständen ein hohes Maß an Unsicherheit. In diesem Fall bedarf es der Hinzunahme von externen Informationsquellen. Es lässt sich die zweite Forschungsfrage formulieren zu:

- 2. Welche zusätzliche Datengrundlage ist für die instationäre, extremwertstatistische Modellierung von Niederschlagsdaten geeignet?**

Das Ergebnis der instationären Extremwertstatistik sind Quantilwerte, die sich über die Zeit ändern. Aus den aktuell verwendeten Regelwerken resultieren jedoch zeitunabhängige Größen, die für die Bauwerksplanung und -bemessung genutzt werden. Es ergeben sich die zwei folgenden Forschungsfragen:

- 3. Lassen sich die instationären extremwertstatistischen Modelle in die Methodik des aktuellen Regelwerks implementieren?**
- 4. Wie können zeitabhängige Quantilwerte in geeigneter Form zu einer zeitunabhängigen Planungskenngröße in Form von Starkregenangaben überführt werden?**

Eine Gegenüberstellung der weiterentwickelten Bemessungsansätze mit den aktuell angewandten Verfahren lässt eine Abschätzung darüber zu, welchen Einfluss die klimatisch bedingte Veränderung des Wasserkreislaufs auf die zu untersuchenden Planungsgrößen hat. Die fünfte Forschungsfrage lautet:

- 5. Welche Auswirkung hat die Berücksichtigung von Instationaritäten in extremwertstatistischen Verfahren auf die zur Bemessung verwendeten Planungskenngrößen?**

1.3 Aufbau der Arbeit

Nachdem in diesem Abschnitt 1 eine Einführung in das Thema der Arbeit und die zu beantwortenden Forschungsfragen gegeben wurde, werden im folgenden Abschnitt 2 die verwendete Datengrundlage und die Datenaufbereitung vorgestellt. Der Stand der Wissenschaft zur stationären und instationären Extremwertstatistik sowie die Anwendung dieser Verfahren in der Niederschlagsstatistik wird in Abschnitt 3 aufgeführt. Abschnitt 4 stellt daraufhin die aktuell in Deutschland genutzten Verfahren zur Ermittlung von Niederschlagshöhen als Planungskenngröße dar. Es werden weiterführende normative und praxisorientierte Vorgaben für die Verwendung der Niederschlagshöhen bei der Bauwerksdimensionierung in der serwirtschaftlichen Praxis aufgeführt.

Abschnitt 5 zeigt ausgewählte statistische Tests zur Detektion von Instationaritäten in hydrometeorologischen Zeitreihen. Es wird zwischen Tests auf Trends sowie Test auf Vorliegen einer Sprungstelle unterschieden. Die beiden Abschnitte 6 und 7 stellen theoretische Grundlagen der stationären und instationären Extremwertstatistik dar. Es werden Begrifflichkeiten, theoretische Verteilungsfunktionen sowie Modelle zur Parameterschätzung erläutert, die im weiteren Verlauf der Arbeit genutzt wurden und in der hydrologischen Praxis Anwendung finden. Abschnitt 8 beinhaltet die in dieser Dissertation angewendeten Verfahren und Informationskriterien zur Gegenüberstellung und Überprüfung der Anpassungsgüte von

verschiedenen extremwertstatistischen Modellen. Die aufgeführten Kriterien werden in dem darauffolgenden Abschnitt 9 angewendet, um die im weiteren Verlauf dieser Arbeit genutzten Schätzverfahren, parametrischen Modelle sowie Kovariaten bei der instationären Modellierung auszuwählen. Eine Besonderheit bei der extremwertstatistischen Auswertung von Starkregen ist die getrennte Betrachtung von Niederschlagsereignissen mit unterschiedlicher Dauer. Um zwischen zwei aufeinanderfolgenden, größer werdenden Dauerstufen zunehmende Quantilwerte zu erhalten, erfolgt der im Abschnitt 10 aufgeführte Parameterausgleich bei dauerstufenübergreifender Auswertung von Niederschlagsereignissen. Abschnitt 11 stellt zwei Modelle dar, mittels derer die zuvor ermittelten zeitabhängigen Quantilwerte in einen zeitunabhängigen Bemessungswert überführt werden können und schließt somit die Darstellung der genutzten statistischen Verfahren.

Abschnitt 12 enthält die Zusammenführung der aufgeführten Methoden. Es wird ein instationärer Berechnungsansatz für Regenhöhenlinien entwickelt und die dazu notwendigen Berechnungsschritte werden aufeinander aufbauend dargestellt. Der Abschnitt 12 enthält zudem die Analyse der eingangs dargestellten Datengrundlage und eine exemplarische Auswertung für eine ausgewählte Niederschlagsstation. Diese umfasst extremwertstatistische Analysen und eine weiterführende Anwendung am Beispiel eines Niederschlags-Abfluss-Modells. Die Arbeit schließt mit einem Fazit in Abschnitt 13 und einer Zusammenfassung in Abschnitt 14.

2 Datengrundlage

2.1 Einführung

Deutschlandweit betreibt der Deutsche Wetterdienst (DWD) ca. 220 *hauptamtliche* Stationen zur Überwachung und Vorhersage des gesamten Wettergeschehens. Diese Stationen werden für synoptische Meldungen der aktuellen Zustände genutzt, woraus wiederum Anfangszustände und somit Berechnungsgrundlagen von Vorhersagemodellen abgeleitet werden. Weiter gliedert sich das Messnetz in ein *nebenamtliches* Stationsnetz, bestehend aus ca. 300 Stationen, unterteilt in *Automatische Meteorologische Datenerfassungs-Anlagen* (AMDA III-Stationen) und *Modulare Datenerfassungssysteme* (MODES III-Stationen). An diesen Stationen werden – im Vergleich zu den hauptamtlichen Stationen – weniger umfangreiche Messdaten gesammelt. Die 300 nebenamtlichen Standard-Stationen (S-Stationen) messen Lufttemperatur und -feuchte sowie den Niederschlag und registrieren die aufgezeichneten Werte stündlich bzw. halbstündlich. Hinzu kommen ca. 480 nebenamtliche Niederschlagsstationen (N-Stationen) aus dem Niederschlagsmessnetz des DWD, an denen der Niederschlag stündlich – mindestens aber einmal täglich – gemeldet wird, sowie ca. 700 konventionelle, nicht online angebundene Stationen (DWD, o.J.a). In Nordrhein-Westfalen (NRW) betreibt das Landesamt für Natur, Umwelt und Verbraucherschutz (LANUV) ein Niederschlagsmessnetz mit ca. 240 eigenen Bodenmessstationen, an denen der Niederschlag in minütlicher Auflösung erfasst wird. Die Messnetze des DWD, bzw. des LANUV, werden durch Stationen von einzelnen Kommunen, Wasserverbänden und privaten Wetterdiensten ergänzt.

Ein einzelnes Niederschlagsereignis wird nach DIN 4049-3 (1994) mit der gefallenen Niederschlagshöhe h_N in einer bestimmten Zeit angegeben, z. B. 25 mm in 1 h. Die Niederschlagshöhe h_N wird in mm bzw. l/m² angegeben. Dabei entspricht ein Millimeter Wassersäule der Menge von einem Liter Wasser auf einem Quadratmeter. Die Niederschlagsintensität i_N beschreibt die gefallene Menge je Zeiteinheit und wird in mm/min oder mm/h

angegeben (). Die Niederschlagshöhe wird mittels unterschiedlicher Niederschlagssensoren, wie z. B. Hellmann, PLUVIO/ PLUVIO²-Ott oder Rain[e] H3, *direkt* erfasst. Diese Messgeräte werden in Regenmesser (Pluviometer) und Regenschreiber (Pluviographen), die nach dem Wäge-Prinzip oder der Volumenmessung arbeiten, unterschieden. Es handelt sich dabei um kreisrunde, zylindrische Auffanggefäße mit einer Auffangfläche zwischen 127 – 500 cm², i. d. R. 200 cm², die in einer Höhe zwischen 1,00 – 2,00 m, i. d. R. 1,00 m nach Vorgabe der World Meteorological Organization (WMO) aufgestellt werden (DWA, 2011; Maniak, 2016). Mit ca. 6.500 Niederschlagsstationen (Maniak, 2016) und einer Auffangfläche von 200 cm² je Station ergibt sich eine Gesamtfläche für die Beschreibung des Niederschlags für gesamt Deutschland von 130 m². Mit 357.581 km² (Destatis, 2020) wird demnach $1/2.750.623.077 = 3,64 \cdot 10^{-8} \%$ der Fläche von Deutschland ($1,41 \cdot 10^{-8} \%$ für NRW) durch Messstationen abgebildet, sodass kleinräumige Starkregenereignisse mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht erfasst werden. Eine weiterführende Übersicht hierzu findet sich z. B. in Kidd et al. (2017) oder Sun et al. (2018). Die räumliche Verteilung des Niederschlags erfolgt durch Interpolation zwischen den benachbarten, umliegenden Messstationen.

Zur kontinuierlichen, flächendeckenden und dreidimensionalen hochaufgelösten Beobachtung des Niederschlagsverhaltens in Deutschland betreibt der DWD seit dem Jahr 2001 ein Netz aus insgesamt 17 Stationen mit Wetterradar. Mittels des „radio detection and rangig“-Prinzip (RADAR, sinngemäß: *Erfassung und Entfernungszuordnung mit Funkwellen*) erfolgt alle fünf Minuten eine Abtastung der gesamten Fläche Deutschlands (Winterrath et al., 2017). Die Beobachtungs- und Aufzeichnungslänge von 20 Jahren (Stand 2021) ist jedoch insbesondere für extremwertstatistische Untersuchungen (noch) nicht ausreichend lang. Da sich die vorliegende Arbeit mit Extremwerten von Niederschlagsereignissen unterschiedlicher Dauer beschäftigt, wird auf Stationsdaten mit einem entsprechend längeren Beobachtungszeitraum zurückgegriffen.

2.2 Stationsdaten

Datengrundlage für die vorliegende Arbeit bilden hochaufgelöste Zeitreihen des Parameters Niederschlag an unterschiedlichen Bodenmessstationen in NRW. Die Daten wurden durch das LANUV zur Verfügung gestellt. Die Erhebung, Prüfung, Korrektur und Verwaltung der hier genutzten Stationsdaten obliegt vollumfänglich dem LANUV. Ergänzende Informationen zu den Stationen, wie z. B. die Historie und ein Überblick der installierten Messtechnik,

die geografische Lage, etc., stehen in Form von sogenannten Stammdatensätzen zur Verfügung.

Von den 240 verfügbaren Stationen des LANUV wurden 49 Stationen mit einem Lückenanteil $< 4\%$ und einer Reihenlänge von mindestens 30 Jahren ausgewählt. Diese Auswahl erfolgte, um auch für Jährlichkeiten von $T = 100$ a zuverlässige Aussagen treffen zu können (Maniak, 2016). Abbildung 2.1 zeigt die Lage aller zur Verfügung stehenden sowie die genutzten Stationen in NRW.

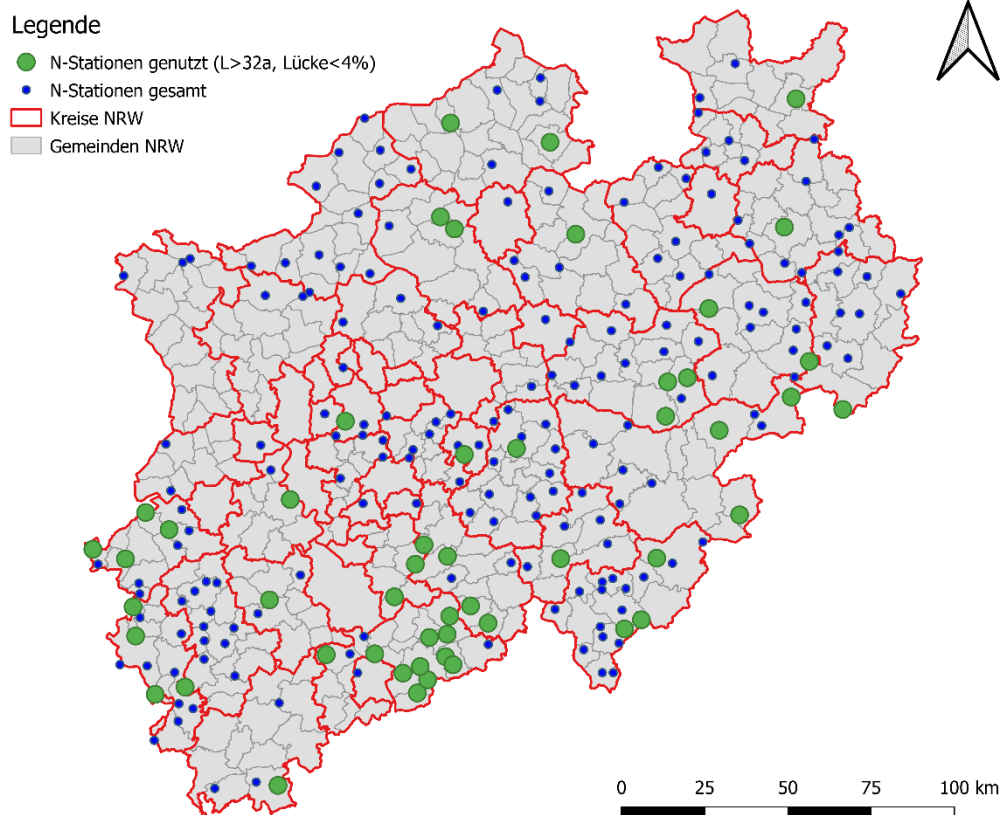


Abbildung 2.1: Übersicht der Datengrundlage mit Lage der verfügbaren (blau) und genutzten (grün) Niederschlagsstationen in NRW. Alle dargestellten Stationen werden vom LANUV betrieben.

2.3 Datenaufbereitung

Die Zeitreihen wurden auf volle hydrologische Jahre entsprechend DIN 4049-1 (1992) geschnitten und enden jeweils zum hydrologischen Jahr 2017 (31.10.2017). Im Zuge der

Datenaufbereitung wurden grobe Ausreißer aus dem Datensatz entfernt sowie ein eventuell vorliegender Zeitversatz korrigiert. Es wurde keine Lückenfüllung anhand von Nachbarstationen durchgeführt, um eine Abhängigkeit zwischen den Stationen ausschließen zu können. Abbildung 2.2 zeigt den Beobachtungsbeginn der genutzten Stationen im Überblick.

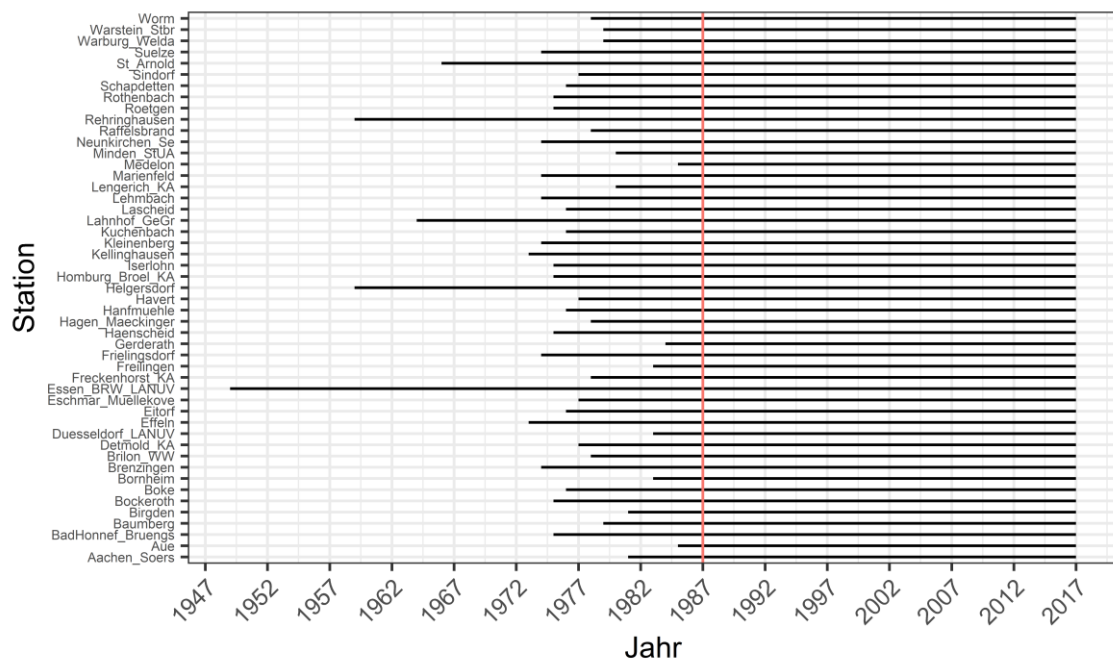


Abbildung 2.2: Beobachtungsbeginn der genutzten 49 Stationen aus NRW (vertikale rote Linie zeigt die Mindestreihenlänge von 30 a).

Die Zeitreihen lagen als nicht-äquidistante Reihen mit einer zeitlichen Auflösung von einer Minute vor. Diese wurden für die weitere Bearbeitung zunächst in äquidistante Reihen umgeformt, sodass für jeden Zeitschritt eine Beobachtung vorlag, um nach dem Arbeitsblatt 531 der Deutschen Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e. V. (DWA) (DWA, 2012a) Dauerstufenserien für Dauerstufen von fünf Minuten bis sechs Tage bilden zu können (siehe auch Abschnitt 4.2). Abbildung 2.3 zeigt exemplarisch ausgewählte Dauerstufenserien für die Station *Aachen Soers*. Abbildung 2.4 zeigt einen Ausschnitt für die Jahre 2001 bis 2017 der überlagerten Dauerstufenserien für $D = 60, 1080, 7200$ min.

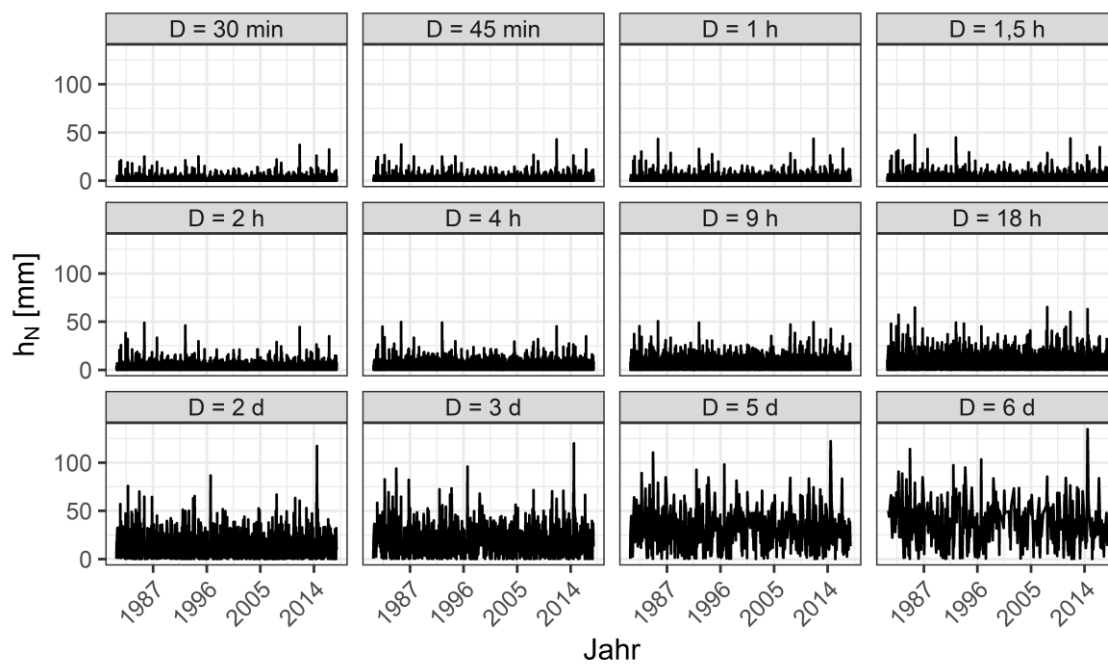


Abbildung 2.3: Ausgewählte Dauerstufenserien unterteilt nach D [min] der Station *Aachen Soers*

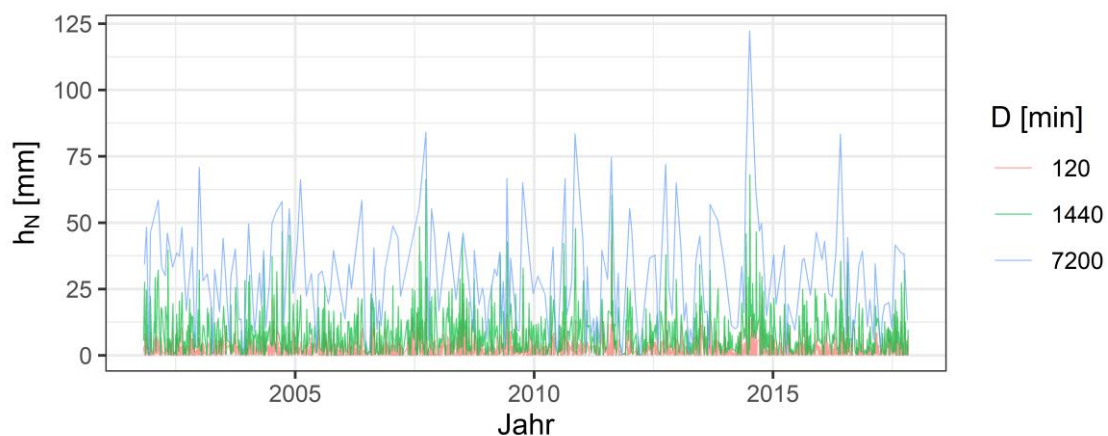


Abbildung 2.4: Exemplarischer Ausschnitt ausgewählter Dauerstufenserien an der Station *Aachen Soers*.

Aus diesen Dauerstufenserien wurden abschließend jährliche Serien (siehe Abbildung 2.5 sowie Abschnitt 3.2) gebildet, die für die weiteren extremwertstatistischen Untersuchungen sowie Trend- und Sprungstellenuntersuchungen genutzt wurden.

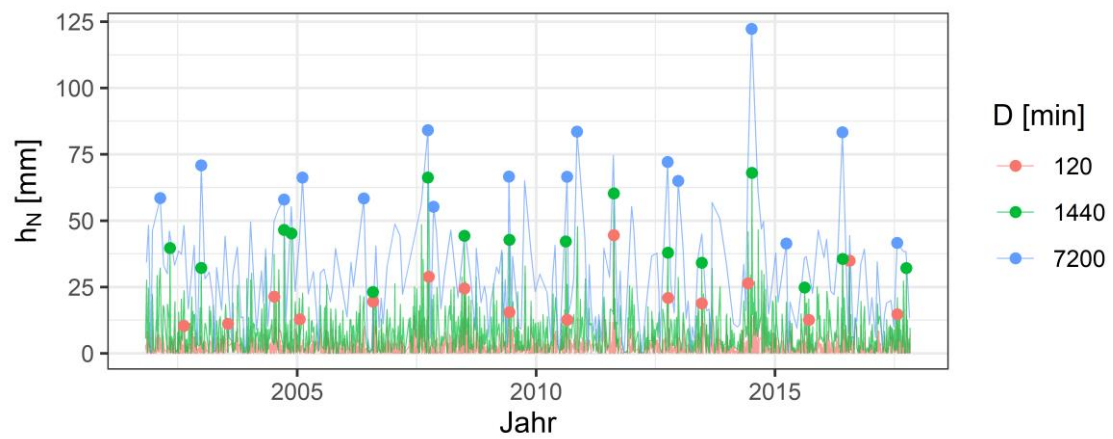


Abbildung 2.5: Exemplarischer Ausschnitt ausgewählter Dauerstufenserien (farbige Linie) mit dazugehörigen jährlichen Maximalwerten (farbige Punkte) an der Station *Aachen Soers*.

3 Stand der Wissenschaft

3.1 Einführung

Die Bemessung wasserwirtschaftlicher Infrastruktur basiert im Wesentlichen auf der Vorgabe hydrologischer Belastungsgrößen, z. B. in Form von Starkregenangaben, einhergehend mit deren statistischem Wiederkehrintervall. Dieses bezeichnet den Kehrwert der Überschreitungswahrscheinlichkeit und wird auch als Jährlichkeit benannt.

Die Größe der für die Bemessung zu wählenden Wahrscheinlichkeit wird in entsprechenden Merk- und Arbeitsblättern wie z. B. DWA (2012a) und DWA (2012b) sowie Normen wie z. B. DIN EN 752 (2017) vorgegeben

Um die benötigte Bemessungsgröße zu bestimmen, bedient man sich in der Hydrologie der Methoden der Extremwertstatistik. Diese liefern mittels statistischer Auswertungen unter anderem Aussagen darüber, wie häufig ein bestimmtes Ereignis eintritt bzw. wie oft in einem vorgegebenem Zeitintervall (z. B. 50 Jahre) mit einem bestimmten Ereignis gerechnet werden kann. Den einzelnen Beobachtungswerten wird somit eine Über- oder Unterschreitungswahrscheinlichkeit zugeordnet. Dazu werden z. B. Verteilungsfunktionen an Jahreshöchstwerte aus Beobachtungsdaten angepasst und die Funktionsverläufe in den Randbereichen entsprechend extrapoliert. Die Bemessungsgröße als sogenannter Quantilwert leitet sich aus der Inversen der Verteilungsfunktion (auch Quantil-Funktion, engl. *quantile function*) ab und entspricht dem Wert der angepassten Verteilungsfunktion an der Stelle einer vorgegebenen Unterschreitungswahrscheinlichkeit.

Die Extremwertstatistik beschreibt somit nicht das gesamte Verhalten von Zufallsvariablen, wie z. B. alle möglichen Niederschlagsereignisse h_N mit bestimmter Dauer D , sondern die Extremwerte bzw. Randbereiche (engl. *tails*), wie z. B. die jährlichen maximalen Niederschlagsereignisse h_N mit einer Dauer von 30 Minuten (z. B. Mudersbach, 2009).

3.2 Stationäre extremwertstatistische Methoden

Die in der Hydrologie genutzten extremwertstatistischen Methoden basieren im Wesentlichen auf den grundlegenden Theorien zur Extremwertstatistik bzw. zu Extremwertverteilungen nach Gumbel (1958). Bereits in Gumbel (1941) werden grundlegende Anforderungen an die Datengrundlage für die weiteren statistischen Auswertungen aufgeführt. Diese müssen demnach homogen sein und dürfen folglich nicht durch klimatische oder anthropogene Veränderungen im Einzugsgebiet beeinflusst sein. In Gumbel (1958) werden die ersten Veröffentlichungen zur Anwendung asymptotischer Extremwertverteilungen von von Mises (1923), Fréchet (1927), Fisher und Tippett (1928) und Gnedenko (1943) zusammengefasst. Grundlage der in Gumbel (1958) aufgeführten Ansätze sind Untersuchungen von Jahresmaxima (AMAX). Die AMAX-Werte werden in der hydrologischen Praxis häufig über ein Blockmodell gewonnen. Dabei werden die Maximalwerte eines bestimmten Zeitabschnitts (meist ein hydrologisches Jahr) aus einer Menge von Zufallsvariablen gefiltert (Coles, 2001). Alternativ zu AMAX-Werten kann die zu analysierende Stichprobe auch aus den r -größten (häufig auch *r-largest*) jährlichen Ereignissen bestehen (siehe Abbildung 3.1). Am Beispiel von Wasserstandsdaten in Venedig hat z. B. Smith (1986) Untersuchungen durchgeführt und die AMAX-Methodik erweitert. Smith (1986) schließt mit der Empfehlung, r in der Praxis möglichst klein zu halten. Somit sollen möglichst nur Extremwerte in dem zu analysierenden Datensatz enthalten sein (Mudersbach, 2009).

Jenkinson (1955) wiederum fasst die drei nach dem Theorem von Fisher und Tippett (1928) und Gnedenko (1943) bestehenden Extremwertverteilungen Typ I-Gumbel, Typ II-Fréchet und Typ III-Weibull zu der heute als *Verallgemeinerte Extremwertverteilung* (engl. *generalized extreme value distribution*, GEV) bekannten Verteilungsfunktion zusammen. Diese ist für die Beschreibung unabhängiger und gleichverteilter (engl. *independent and identically distributed*, *i.i.d.*) Zufallsvariablen in Form von jährlichen Maxima bzw. Minima anwendbar (siehe auch Abschnitt 6.2).

Lang et al. (1999) geben einen Überblick zu Tests und statistischen Methoden bei der Analyse von partiellen Serien bzw. Werten oberhalb eines Schwellenwertes (engl. *partial duration series*, PDS oder *peaks over threshold*, POT) (siehe Abbildung 3.1), die insbesondere bei kurzen Beobachtungsreihen genutzt werden, um das Datenkollektiv zu erweitern (Maniak, 2016). Für die als kritisch gesehene Wahl eines bestimmten Schwellenwertes

schlagen Lang et al. (1999) die Anwendung von unterschiedlichen Tests vor, die eine bestimmte Bandbreite an möglichen Schwellenwerten liefern, für welche die POT-Analyse ähnliche Ergebnisse liefert. Weiter werden von Lang et al. (1999) Tests vorgeschlagen, um die Unabhängigkeit der einzelnen Werte zu prüfen und somit das *i.i.d.*-Kriterium zu erfüllen. Lang et al. (1999) empfehlen, vergleichend eine Analyse der AMAX-Werte durchzuführen. Da der POT- oder $\text{AMAX}_{r=n}$ -Ansatz in der vorliegenden Dissertation keine weitere Anwendung findet, wird auf weiterführende Literatur, wie z. B. Coles (2001), Gilleland und Katz (2016) oder Naghettini (2017) und hinsichtlich der Auswertung von Niederschlagsreihen, z. B. auf Serinaldi und Kilsby (2014) verwiesen. Die folgende Abbildung 3.1 zeigt zusammenfassend die drei unterschiedlichen Arten der Stichprobengewinnung für die extremwertstatistische Analyse hydrologischer Daten.

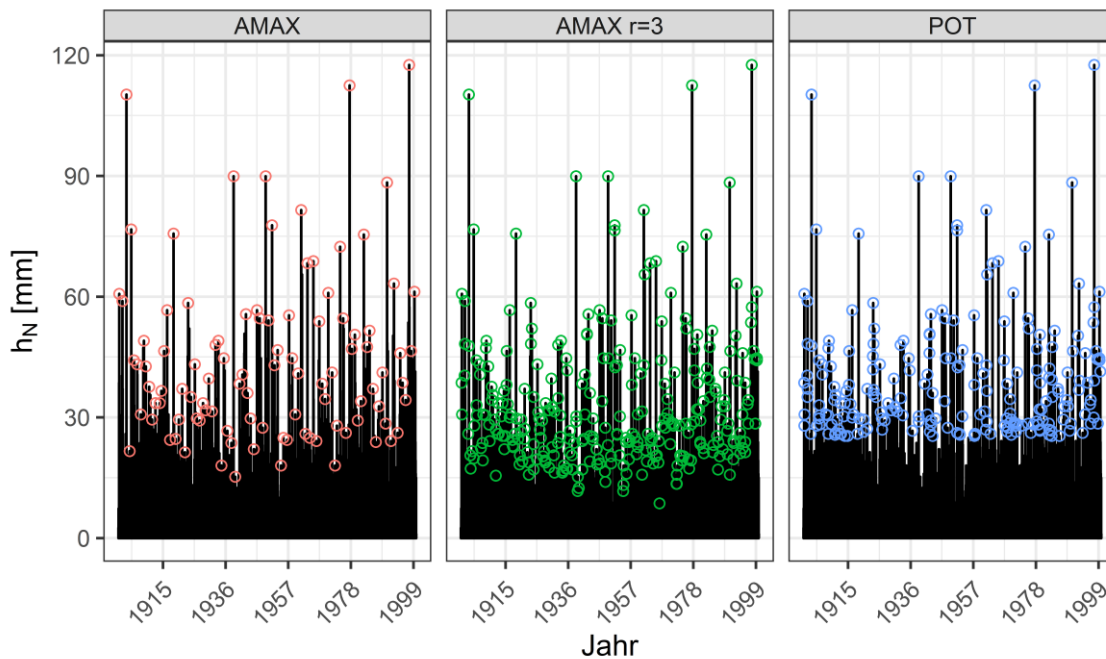


Abbildung 3.1: Exemplarische Darstellung der Stichprobengewinnung aus AMAX, $\text{AMAX}_{r=3}$ und POT für die extremwertstatistische Modellierung hydrologischer Daten (Datengrundlage: Jährliche Maximalwerte täglicher Niederschlagssummen, Fort Collins, CO, USA, 1900-1999).

Katz et al. (2002) geben einen weiterführenden Überblick zur Entwicklung und Anwendung extremwertstatistischer Modelle in der Hydrologie. Mit Blick auf Methoden zur Parameterschätzung der Verteilungsfunktionen stellen Katz et al. (2002) die nach Landwehr et al. (1979) vorgeschlagene Methode der wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente (engl. *probability weighted moments*, PWM) der Maximum-Likelihood-Schätzung (engl. *maximum-*

likelihood-estimation, MLE) gegenüber. Die PWM liefern nach Hosking et al. (1985) insbesondere bei einem kleinen Stichprobenumfang gute Schätzer. Die Schätzer der PWM-Methode werden als Startwerte für das iterative numerische Verfahren der MLE (z. B. Jenkinson, 1969; Prescott und Walden, 1980; Prescott und Walden, 1983) verwendet. Weiter untersuchen Katz et al. (2002) am Beispiel jährlicher Tagesmaxima der Niederschlagszeitreihe Fort Collins, CO, USA die Nutzung einer dreiparametrischen Verteilungsfunktion (GEV) im Vergleich zur zweiparametrischen Gumbel-Verteilung. Die Gumbel-Verteilung lässt aufgrund des fehlenden Formparameters keine schweren (rechten) Verteilungsränder (engl. *heavy tails*) zu (z. B.: DWA, 2012b; Fischer und Schumann, 2018), sodass die dreiparametrische Verteilung (GEV) zu deutlich besseren Anpassungen bei der Untersuchung von AMAX-Werten führt (siehe auch Alila, 1999).

Hosking und Wallis (1997) stellen zusätzlich die Methode der L-Momente (LM) vor, die sich aus der PWM-Methodik ableiten lässt. Martins und Stedinger (2000) vergleichen die drei Methoden (PWM bzw. LM, Momentenmethode (MOM) und MLE) zur Parameterschätzung und zeigen erneut auf, dass bei kleinem Stichprobenumfang die MLE-Methode einen zum Teil „unplausiblen“ Schätzer für den Formparameter der GEV ergibt. Um dies zu umgehen, nutzen Martins und Stedinger (2000) einen Bayes-Schätzer für den Formparameter und schränken so die Schätzwerte des Formparameters auf einen statistisch physikalisch sinnvollen Bereich ein. Das als generalisierte Maximum-Likelihood-Methode (engl. *generalized maximum-likelihood-estimation*, GMLE) bezeichnete Verfahren liefert deutlich robustere Schätzwerte als die LM und MOM.

Die extremwertstatistische Auswertung von Niederschlagsintensitäten in Form von Intensitäts-Dauer-Häufigkeits-Beziehungen (engl. *intensity-duration-frequency-curves*, IDF) geht zurück auf Bernard (1932) (vgl. Koutsoyiannis et al., 1998). Weltweit wurden geografische Zusammenhänge von IDF-Beziehungen untersucht und in Karten dargestellt. Somit sollten bemessungsrelevante Größen auch in unbepegelten Regionen ablesbar sein. Exemplarisch werden die Arbeiten von Hershfield (1961), Miller et al. (1973) und Bonnin et al. (2004) genannt, die entsprechende Karten für die USA aufgestellt haben. Koutsoyiannis et al. (1998) fassen die zum damaligen Zeitpunkt weltweit genutzten Methoden zur statistischen Auswertung von Niederschlagsereignissen bestimmter Dauer und Häufigkeit zusammen, mit dem Ziel, eine einheitliche Vorgehensweise für die Berechnung und Erstellung von IDF-

Beziehungen zu entwickeln. Weiter werden zwei Verfahren zur Parameterschätzung der IDF-Beziehungen dargestellt.

Borga et al. (2005) entwickeln regionalisierte Niederschlagshöhen-Dauer-Häufigkeits-Beziehungen (engl. *depth-duration-frequency-curves*, DDF) für den Alpenraum im nordöstlichen Trentino und untersuchen weiter die geografische Variation von Extremniederschlägen mit 60-minütiger Dauer. Unter Verwendung eines Niederschlags-Dauer-Verhältnisses können für die untersuchte Region beliebige DDF-Beziehungen mit einer Dauer < 60 Minuten, unabhängig vom Wiederkehrintervall und Lage, aus den 60-minütigen DDF-Beziehungen abgeleitet werden. Borga et al. (2005) beschreiben zudem das Problem inhomogener Regenhöhen bei zwei aufeinanderfolgenden Dauerstufen mit gleichem Wiederkehrintervall, wenn die Dauerstufen einzeln betrachtet werden (vgl. Di Baldassarre et al., 2006; DWA, 2012a; Fischer und Schumann, 2018 sowie Abschnitt 4.2). Um dem entgegenzuwirken, wird die Exponentialverteilung zur dauerstufenübergreifenden Beschreibung der DDF- bzw. IDF-Beziehungen genutzt (z. B. Chow et al., 1988; Koutsoyiannis et al., 1998).

Bei der statistischen Analyse von Niederschlagsreihen hat sich im internationalen Raum insbesondere die Nutzung der GEV etabliert. So nutzt Alila (1999) die GEV, um für insgesamt 375 Niederschlagsstationen in Kanada jährliche Extremwerte von Niederschlägen unterschiedlicher Dauer von fünf Minuten bis zu 24 Stunden zu regionalisieren. Gellens (2002) wertet Extremwerte von Tagesmaxima und deren Vielfache von 165 belgischen Niederschlagsstationen unter Nutzung der GEV aus, um aus regionalisierten, dimensionslosen Verteilungsfunktionen in Abhängigkeit des Wiederkehrintervalls stationsbezogene Quantilwerte abzuleiten. Zusätzlich berücksichtigt Gellens (2002) Auswertungen bezogen auf das Kalenderjahr sowie Sommer- und Winterperioden. Fowler und Kilsby (2003) nutzen ebenfalls die GEV zur Auswertung jährlicher Maximalwerte von Tages- bzw. Mehrtagesmaxima aus insgesamt 204 Niederschlagsstationen im Vereinigten Königreich, um auf Basis von regionalisierten Häufigkeitsanalysen und den daraus abgeleiteten Wachstumskurven (*growth curves*) Quantilwerte zu berechnen. Zudem werden zeitliche Änderungen in den Quantilwerten für unterschiedliche Auswerteperioden untersucht.

Koutsoyiannis (2004a) stellt die zum Teil immer noch genutzte Gumbel-Verteilung für die Analyse hydrologischer Extremwerte, insbesondere Niederschlagsereignisse, in Frage und zeigt deutlich, dass die geringe Parameteranzahl der Gumbel-Verteilung im Vergleich zu

einer mehrparametrischen Verteilung zu einer Unterschätzung der Extremwerte führt. Die Nutzung der Extremwertverteilung Typ I hängt nach Koutsoyiannis (2004a) insbesondere mit einem kleinen Stichprobenumfang zusammen. In Koutsoyiannis (2004b) wird anhand einer empirischen Untersuchung von 169 Niederschlagszeitreihen mit Aufzeichnungslängen von 100 bis 154 Jahren bestätigt, dass an Stelle der Gumbel- die Fréchet-Verteilung (Extremwertverteilung Typ II) für die statistische Modellierung von (Extrem-)Niederschlägen verwendet werden sollte. Für mittlere Breitengrade der Nordhalbkugel schlägt Koutsoyiannis (2004b) einen Formparameter von $\xi = 0,15$ vor.

Overeem et al. (2008) untersuchen die Abhängigkeit von Niederschlagsmaxima zwischen einzelnen Dauerstufen und deren Einfluss auf die Bestimmung der Konfidenzbereiche von DDF-Kurven. Sie nutzen dazu AMAX-Werte von ein- bis zwölfstündlichen Niederschlagsereignissen an zwölf Stationen in den Niederlanden. Mittels Bootstrapping-Verfahren zeigen Overeem et al. (2008), dass sich der Formparameter ξ der genutzten GEV über die Dauerstufen nicht ändert.

Papalexiou und Koutsoyiannis (2013) nutzen die Datengrundlage von 15.137 weltweit verteilten Niederschlagsstationen und analysieren jährliche Tagesmaxima mittels der GEV. Sie stellen zusammenfassend heraus, dass der Stichprobenumfang, also die Aufzeichnungslänge, maßgeblich die Schätzwerte (mittels LM) der GEV-Parameter beeinflusst. Wird jedoch dieser Einfluss bereinigt, so liegt der Schätzwert für den Formparameter ξ bei einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 1 % zwischen 0 und 0,23 mit $\xi > 0$. Die AMAX-Werte täglicher Niederschläge folgen somit einer Fréchet-Verteilung (GEV-Typ II). Weiter ist der Formparameter abhängig von der geografischen Lage der auszuwertenden Station. Nur ein geringer Prozentanteil der untersuchten Reihen weist in den Untersuchungen einen negativen Formparameter auf. Die meistverwendete Verteilung ist nach Papalexiou und Koutsoyiannis (2013) die Extremwertverteilung Typ II. Hinsichtlich des negativen Formparameters geben Papalexiou und Koutsoyiannis (2013) die „Faustregel“, dass an dessen Stelle besser eine Gumbel-Verteilung oder GEV mit einem Formparameter von $\xi = 0,114$ genutzt werden sollte. Ragulina und Reitan (2017) haben den Formparameter der GEV auf der gleichen sowie durch norwegische Stationsdaten erweiterten Datengrundlage untersucht und bestätigen Papalexiou und Koutsoyiannis (2013) in der Aussage, dass die Extremwertverteilung Typ II für die statistische Modellierung von Extremniederschlägen genutzt werden sollte, ein negativer Formparameter lediglich aus einem zu geringen Stichprobenumfang

resultiert und somit nicht genutzt werden sollte. Ragulina und Reitan (2017) grenzen zudem den Wertebereich des Formparameters auf den Bereich zwischen 0,127 und 0,150 (5 % Irrtumswahrscheinlichkeit) mit einem Mittelwert von 0,139 ein. Lutz et al. (2020) stellen anhand der Untersuchung von 14 Niederschlagsstationen in Oslo (Norwegen) ebenfalls heraus, dass der Formparameter mit großer Wahrscheinlichkeit für alle Dauerstufenbereiche positiv ist und sprechen sich für eine Beschränkung des Parameters, insbesondere bei Vorliegen von kurzen Reihen, aus.

Im Hinblick auf die statistische Auswertung und Modellierung von Extremniederschlägen ist auffällig, dass die Mehrzahl der Veröffentlichungen Niederschläge mit einer Dauer > 1 h untersuchen. Lutz et al. (2020) hingegen erweitern die Untersuchungen auf Dauerstufenbereiche unter 1 h und vergleichen Schätzwerte für den GEV-Formparameter mittels einer modifizierten ML-Schätzung und Bayesscher Verfahren. Lutz et al. (2020) kommen zu dem Schluss, dass der Formparameter mit hoher Wahrscheinlichkeit über alle Dauerstufen hinweg positiv ist und schlagen vor, diesen bei kurzen Reihelängen auf ebendiesen Bereich einzuschränken. Für einen umfangreichen Überblick zu extremwertstatistischen Bemessungsmethoden in der Hydrologie wird abschließend auf Salas et al. (2018) verwiesen.

3.3 Instationäre extremwertstatistische Methoden

Milly, P C D et al. (2008) postulieren auf Basis des vierten Sachstandsberichtes des IPCC (engl. *fourth assessment report, AR4 of the Intergovernmental Panel on Climate Change*) den „Tod der Stationarität“. Die in IPCC (2007) aufgeführten, anthropogen verursachten, klimatischen Änderungssignale und deren Auswirkungen auf den hydrologischen Kreislauf, wie in Held und Soden (2006) zusammengefasst, bewirken demnach eine Veränderung der „Mittelwerte von Niederschlag, Evapotranspiration und Durchflussmenge in Fließgewässern“ (Milly, P C D et al., 2008, S. 573). Als Reaktion bzw. logische Konsequenz, sprechen sich Milly, P C D et al. (2008) für instationäre stochastische Prozesse aus, mit denen die zeitliche Veränderung der (Wahrscheinlichkeits-)Dichtefunktionen (engl. *probability density function*, pdf) und deren Unsicherheiten beschrieben werden kann. Weiter fordern Milly, P C D et al. (2008) höher aufgelöste Klimamodelle, in denen Landnutzungsänderungen, Änderungen in der Bevölkerungsstruktur, Bauwerke etc. erfasst und abgebildet werden können. Somit sollen auch auf kleinskaliger Ebene zuverlässige Prognosen und Entscheidungen bei der Planung wasserwirtschaftlicher Infrastruktur getroffen werden können. Abschließend

sprechen sie sich für eine Modernisierung bzw. Überarbeitung der Planungsstrategien für ebendiese aus.

Coles (2001) beschreibt die instationären Modelle der GEV und wendet diese exemplarisch auf die AMAX-Werte des Meeresspiegels am Pegel Fremantle (Australien) an. Die zeitliche Veränderung der einzelnen Parameter der GEV kann nach Coles (2001) z. B. über lineare, quadratische oder exponentielle Modelle beschrieben werden. Es wird empfohlen, lediglich Lage- und Streuungsparameter über zeitabhängige Funktionen zu beschreiben, da eine Schätzung des Formparameters nur sehr schwer mit hoher Genauigkeit erfolgen kann (vgl. Coles, 2001; Debele et al., 2017; Rydén, 2019). Eine weitere Möglichkeit, Instationaritäten bei der extremwertstatistischen Auswertung zu berücksichtigen, ist der Einbezug klimatisch-atmosphärischer Zusammenhänge, wie z. B. dem *Southern Oscillation Index* (SOI) und dem daraus abgeleiteten *El Niño*-Effekt. Ouarda und Charron (2019) kombinieren die vorgeschlagenen Methoden, nutzen ein zeitabhängiges Modell für den Streuungsparameter und modellieren den Formparameter über Klimaindizes, wie z. B. den SOI oder die *Pacific Decadal Oscillation* (PDO). Die Ergebnisse zeigen, dass die Modellierung des Formparameters über Klimaindizes eine geeignete Möglichkeit bei der Anwendung instationärer GEV-Modelle ist und somit die Annahme eines stationären Formparameters revidiert werden muss.

El Adlouni et al. (2007) nutzen die in Coles (2001) beschriebenen, verschiedenen instationären Modelle der GEV und entwickeln ein verallgemeinertes Verfahren zur Parameterschätzung. Am Beispiel der Niederschlagsreihe Randsburg (Kalifornien) zeigen El Adlouni et al. (2007), dass das generalisierte Modell zur Parameterschätzung für alle unterschiedlichen Modelle der GEV gute Ergebnisse liefert und klimatische Veränderungen bei der Berechnung von Quantilen durch Kovariate, wie z. B. den SOI, gut abgebildet werden können.

Es folgten eine Vielzahl weiterer Publikationen, die sich mit instationären Extremwerten und der zeitlichen Veränderung von Quantilwerten unter dem Einfluss klimatischer Änderungen beschäftigen, wie z. B. AghaKouchak et al. (2013), Salas und Obeysekera (2014), Salas et al. (2018) und Cannon (2011).

Cheng et al. (2014) oder Gilleland und Katz (2016) fassen die aktuellen Methoden zusammen und setzen diese in Software-Pakete/Packages für die Programmiersprachen R (R Core Team, 2020) und MATLAB® um.

Es werden nachfolgend ausgewählte Veröffentlichungen aufgeführt, die sich insbesondere mit der instationären, extremwertstatistischen Auswertung von Niederschlagsereignissen befassen und bei der Erstellung der vorliegenden Arbeit verwendet wurden. Ergänzend dazu werden Ansätze zur Berücksichtigung sich ändernder Quantile bei der Bemessung dargestellt.

Nach Cheng und AghaKouchak (2014) können sowohl Klimavariabilität als auch Klimaänderungen Instationaritäten in hydrometeorologischen Zeitreihen verursachen. Unter der Annahme eines solchen instationären Verhaltens – und damit einhergehend über die Zeit variierender Extremwerte – unterschätzen nach Cheng und AghaKouchak (2014) die klassischen, stationären IDF-Beziehungen Niederschlagsextrema um bis zu 60 %. Sie stellen daher eine verallgemeinerte Vorgehensweise zur Erstellung instationärer IDF-Beziehungen unter Nutzung der GEV dar und führen Unsicherheitsbetrachtungen mittels Bayesscher Verfahren durch. Dabei wird der Lageparameter der instationären GEV als lineares Modell über die Zeit abgebildet. Anhand des Mann-Kendall-Tests (M-K-Test) (Mann, 1945; Kendall, 1975) unterscheiden Cheng und AghaKouchak (2014), ob eine instationäre GEV an die Extremwerte angepasst wird oder auf das stationäre Modell zurückgegriffen wird.

Yilmaz und Perera (2014) untersuchen am Beispiel der Station Melbourne (Australien) Extremniederschläge mit einer Dauer von sechs Minuten bis 72 Stunden für den Zeitraum von 1925 bis 2010. Sie detektieren eine Sprungstelle für diese Zeitreihe und untersuchen Bemessungswerte mit einem Wiederkehrintervall von bis zu 20 Jahren aus der stationären und instationären GEV für die unterschiedlichen Zeiträume vor und nach diesem Bruchpunkt. Die instationäre GEV zeigt dabei keine signifikanten Vorteile gegenüber der stationären GEV, obwohl signifikante Trends in den kurzen Dauerstufen vorliegen. Da die Ergebnisse nur für eine Station vorliegen, sprechen sich Yilmaz und Perera (2014) gegen eine Verallgemeinerung der Ergebnisse auf andere Untersuchungsgebiete und für umfangreichere Analysen, bestehend aus Trend- und Sprungstellenanalysen sowie stationären und instationären extremwertstatistischen Modellen, aus.

Vasiliades et al. (2015) nutzen stationäre und instationäre Modelle der GEV mit unterschiedlich modellierten Parametern der Verteilungsfunktion zur Untersuchung der jährlichen maximalen Tagesniederschläge für Griechenland und Zypern. Die Parameterschätzung erfolgt über die GMLE und einen weiterführenden Optimierungsalgorithmus. Das zu nutzende

Modell wird über das Akaike-Informationskriterium (AIC) ausgewählt. Dabei modellieren Vasiliades et al. (2015) die Parameter unter Einbeziehung des SOI, der PDO, des *Mediterranean Oscillation Index* (MOI) und der *North Atlantic Oscillation* (NAO) als klimatische Kovariate.

Zhang et al. (2015) entwickeln ein Konzept zur instationären Modellierung von Extremniederschlägen unter Nutzung verallgemeinerter additiver Modelle für den Lage-, Skalen- und Formparameter (engl. *generalized additive models for location, scale and shape*, GAMLSS) der GEV und werten jährliche Tagesmaxima von 12 Niederschlagsstation in der Beijing–Tianjin–Hebei-Region (China) aus. Zhang et al. (2015) vergleichen Modelle mit linearen Parameterverläufen sowie durch zwölf unterschiedliche Klimaindizes modellierte Parameterverläufe und stellen letztere als die für die Region geeigneten instationären Modelle heraus. Als weiterführende Arbeiten zur Anwendung der GAMLSS-Modelle und deren Umsetzung in der Programmiersprache R (R Core Team, 2020) sind z. B. Stasinopoulos und Rigby (2007), Villarini et al. (2009), Debele et al. (2017), Rigby et al. (2019) oder Rydén (2019) zu nennen.

Obeysekera und Salas (2016) schlagen die Nutzung der Poisson-Binomial-Verteilung vor, um die Wahrscheinlichkeit des Auftretens einer bestimmten Anzahl von Extremereignissen über dem Bemessungswert innerhalb eines bestimmten Planungshorizontes zu bestimmen. Es wird somit ein Verfahren entwickelt, dass auf der Risikobetrachtung basiert. Das Verfahren kann unabhängig von der für die instationäre Beschreibung der Parameter gewählten Modelle genutzt werden.

Ganguli und Coulibaly (2017) untersuchen die Eignung von instationären IDF-Beziehungen für die Bemessung wasserwirtschaftlicher Infrastruktur und führen parallel dazu Trend- und Sprungstellentests zur Detektion von Instationaritäten an ausgewählten urban geprägten Regionen in Southern Ontario (Kanada) durch. Weiter werden instationäre und stationäre IDF-Kurven gegenübergestellt, wobei für ein zehnjährliches Wiederkehrintervall die klassischen IDF-Kurven um 7 % und bei einem Wiederkehrintervall von 50 Jahren zwischen 2 % und 44 % erhöht werden müssten. Ganguli und Coulibaly (2017) fassen zusammen, dass die stationären IDF-Kurven nach wie vor für die Modellierung und Beschreibung des Extremwertverhaltens der Niederschläge in Southern Ontario geeignet sind, jedoch unter

Berücksichtigung eines fortschreitenden Klimawandels eine regelmäßige Überprüfung der Eignung und der Bemessungswerte erfolgen sollte.

Wird ein linearer, zeitabhängiger Trend in der Reihe der Niederschlagsextrema in gleicher Form zur Erstellung der instationären IDF-Kurven genutzt, so kann dieser nach Agilan und Umamahesh (2017a) zu einer starken Verzerrung und damit einem großen Fehler im instationären Modell führen. Agilan und Umamahesh (2017a) nutzen einen genetischen Mehrziel-Algorithmus (engl. *multi-objective genetic algorithm*, MOGA), um den linearen Trend in den Parametern der Verteilungsfunktion zu schätzen und erzielen durch die Anwendung des Algorithmus eine Verbesserung des instationären Modells.

Als Alternative zu zeitabhängigen linearen Trends untersuchen Agilan und Umamahesh (2017b) am Beispiel der Stadt Hyderabad (Indien) die Eignung der fünf physikalischen Prozesse: Urbanisierung, lokale Temperaturänderungen, globale Erderwärmung, *El Niño–Southern Oscillation* (ENSO) und *Indischer-Ozean-Dipol* (IOD) als Kovariate für die Parameter der GEV bei der instationären extremwertstatistischen Analyse von Niederschlägen. Für konvektive Niederschläge sind nach Agilan und Umamahesh (2017b) die Kovariate Urbanisierung und lokale Temperaturänderung am geeignetsten, wohingegen bei langen Niederschlagsereignissen globale Prozesse als Kovariate mit einbezogen werden sollen. Für die Modellauswahl wurde das korrigierte Akaike-Informationskriterium (engl. *corrected Akaike's information criterion*, AICc) herangezogen.

De Luca und Galasso (2018) stellen heraus, dass es unter instationären Bedingungen nicht möglich ist, einzig auf Basis der beobachteten Zeitreihe das Verhalten des Zufallsprozesses abzuschätzen. Mögliche Trends sollten daher aus externen Quellen, wie z. B. benachbarten Stationen, Regionalisierungen oder Klimamodellen, abgeleitet werden. Weiter kann somit die Unsicherheit, insbesondere bei kleinen Stichprobenumfängen, verringert werden. Nach Auffassung von De Luca und Galasso (2018) sollten stationäre Modelle die erste Wahl bei der extremwertstatistischen Analyse sein und diese auch bei dem nachweislichen Vorhandensein von Trends als Maßstab herangezogen werden, um die Verbesserung oder Verschlechterung des instationären Modells zu bewerten. Auch Serinaldi et al. (2018) stellen heraus, dass allein durch den Beweis und/ oder die Annahme eines Trends weiterführende Schlussfolgerungen auf das Verhalten des Zufallsprozesses nur unter Hinzunahme externer bzw. zusätzlicher Informationsquellen erfolgen sollten.

Xavier et al. (2019) untersuchen auf Basis von synthetischen AMAX-Werten täglicher Niederschlagsereignisse, welcher statistische Test zur Überprüfung des geeigneten GEV-Modells für die Untersuchung bzw. statistische Auswertung der Niederschlagszeitreihen genutzt werden sollte. Das Bayessche Informationskriterium (engl. *Bayesian information criterion*, BIC) eignet sich nach Xavier et al. (2019) bei stationären GEV-Modellen sowie instationären GEV-Modellen mit linearem oder nicht-linearem Lageparameter. Bei der zusätzlichen Betrachtung eines GEV-Modells mit instationärem Lage- und Streuungsparameter soll nach Xavier et al. (2019) das AIC bzw. AICc zur Modellauswahl herangezogen werden. Für die Region Kerala (Indien) untersuchen Soumya et al. (2020) die räumliche Variation der Instationaritäten an insgesamt 14 Stationen und nutzen ebenfalls das AIC, um die Eignung der genutzten instationären GEV-Modelle zu prüfen.

Aus den dargestellten Methoden resultieren zeitabhängige Quantilwerte bzw. Bemessungsgrößen für den abgebildeten respektive abzubildenden Zeitraum, wie zum Beispiel eine bestimmte Bauwerkslebensdauer. Es bedarf somit Verfahren, ebendiese zeitliche Veränderung zu berücksichtigen, die zeitabhängigen Quantilwerte also zu einem Bemessungswert, wie er in der hydrologischen Praxis üblich ist, zu überführen. In aktuellen Regelwerken sind bislang keine der nachfolgend aufgeführten Verfahren vorgegeben, sodass es sich um Vorschläge für die Berücksichtigung zeitlich variabler Quantile bzw. Verteilungsfunktionen bei der Bauwerksbemessung handelt.

Yan et al. (2017), Salas et al. (2018) sowie Mondal und Daniel (2019) geben einen umfangreichen Überblick angewandter Verfahren, deren Berechnungen auf dem Wiederkehrintervall basieren oder risiko- bzw. sicherheitsbasiert sind. Yan et al. (2017) fassen vier Verfahren unter einem generalisierten Ansatz zusammen und bestimmen eine sogenannte *repräsentative Sicherheit* (engl. *representative reliability*, RRE), die wiederum in ein Wiederkehrintervall transformiert werden kann. Dem gegenüber stehen vereinfachte Ansätze in Form von Zuschlagsfaktoren wie in Madsen et al. (2014) aufgeführt werden.

Als risikobasierten Ansatz stellen Rootzén und Katz (2013) den Design-Life-Level-Ansatz (DLL) dar. Der Ansatz soll die Risikoeinschätzung und -kommunikation unter sich ändern den klimatischen Randbedingungen dahingehend vereinfachen, als dass sowohl eine Bauwerkslebensdauer als auch ein hydrologisches Risiko – als Wahrscheinlichkeit, dass innerhalb eines Zeitraumes von n-Jahren mindestens ein Ereignis über dem Bemessungswert

auftritt (z. B. Chow et al., 1988) – innerhalb dieser Bauwerkslebensdauer bei der Bemessung berücksichtigt werden. Mudersbach und Bender (2017) erweitern diesen Ansatz mit Fokus auf die Bestimmung der im Referenzjahr (Planungsjahr) zu wählenden Jährlichkeit, um auch bei instationären Verhältnissen ein bestimmtes Sicherheitsniveau über den gesamten Planungshorizont (der Bauwerkslebensdauer) gewährleisten zu können.

Ein weiteres risikobasiertes Verfahren ist das *expected waiting time*-Verfahren (EWT). Hier wird über die verallgemeinerte geometrische (Bernoulli-) Verteilung, welche zeitabhängige Über- bzw. Unterschreitungswahrscheinlichkeiten erlaubt, unter Vorgabe eines Wiederkehrintervalls T der Quantilwert numerisch berechnet, der nach einer voraussichtlichen Wartezeit von T Jahren überschritten wird. Das Verfahren wurde von Olsen et al. (1998) vorgeschlagen und wird in Salas et al. (2018) mit einem Beispiel veranschaulicht.

Mit der Angabe einer geplanten Bauwerkslebensdauer n und der zu erwartenden Anzahl m an Extremwerten, die den Bemessungswert überschreiten, wird bei dem Verfahren über die „Erwartete-Anzahl an Überschreitungen“ (engl. *expected number of events* oder *expected number of exceedances*, ENE) das zu wählende Quantil berechnet, für das $m = 1$ oder $m > 1$ ist. Die Berechnungen erfolgen unter Nutzung der Poisson-Binomial-Verteilung. Der ENE-Ansatz stellt ein Instrument dar, die Anzahl an Überschreitungen zu quantifizieren und damit sich ändernde Überschreitungswahrscheinlichkeiten bei der Planung zu berücksichtigen.

Das Effective-Return-Level-Verfahren (ERL) ist ein weiterer, vereinfachter Ansatz, zeitabhängige Quantilwerte in einen für die Bemessung nutzbaren einzelnen Quantilwert zu überführen. Aus den zeitabhängigen Parametern der Verteilungsfunktion werden Perzentile bestimmt (z. B. 95 %) und die dazugehörigen Quantilwerte berechnet (vgl. Cheng et al., 2014; Agilan und Umamahesh, 2017a).

3.4 Diskussion

Die Berücksichtigung der instationären Methoden – insbesondere die Übertragung festgestellter Trends in die extremwertstatistischen Modelle – wird in der Wissenschaft und Fachwelt nach wie vor kontrovers diskutiert. So befassen sich diverse Veröffentlichungen mit der in Milly, P C D et al. (2008) aufgeführten Hypothese einer nicht mehr vorliegenden Stationarität in hydrometeorologischen Zeitreihen.

Lins und Cohn (2011) heben die Unsicherheit der Auswirkungen des Klimawandels auf hydrometeorologische Prozesse hervor und stellen weiter heraus, dass Instationarität ein natürlicher Prozess ist. Dieser sollte jedoch nur mit großer Vorsicht auf das zukünftige Verhalten meteorologischer Größen übertragen werden und ist – der Einfachheit halber – stets der klassischen Annahme stationärer Verfahren gegenüberzustellen. Ebenfalls nach Matalas (2012) sollte überdacht werden, Instationarität in Form eines positiven oder negativen Trends aufgrund fehlender Evidenz in die Zukunft zu projizieren. Zusätzlich zur stationsbezogenen, instationären Häufigkeitsanalyse sollten Maßnahmen der Informationserweiterung und eine ergänzende explorative Datenanalyse durchgeführt werden und eine Gegenüberstellung der stationären und instationären Verfahren in Zusammenhang mit dazugehörigen Konfidenzbereichen erfolgen (Kundzewicz und Robson, 2004). Ohne diese Maßnahmen ist die Extrapolation eines linearen Trends in die Zukunft durch die Anwendung instationärer Verfahren nach Serinaldi und Kilsby (2015) nicht zulässig. Koutsoyiannis und Montanari (2015) sehen eine Instationarität nur dann begründet, wenn der „Wandel“ bzw. die „Veränderung“ deterministisch vorhergesagt werden kann – was für gewöhnlich nicht der Fall ist. Als Schlussfolgerung sollten auch bei Vorliegen von veränderlichen Prozessen bzw. Instationaritäten in der zu untersuchenden Zeitreihe stationäre Methoden genutzt werden, um die zukünftigen Entwicklungen zu beschreiben. Koutsoyiannis und Montanari (2015) schlagen dafür eine Homogenisierung in Form einer „Stationarisierung“ der Beobachtungen vor.

Demgegenüber steht die ingenieurtechnische Sicht und Aufgabe, Entscheidungen bei der Bauwerksplanung unter einer gewissen Unsicherheit treffen zu müssen. So ist auch bei Vorliegen einer nicht vollständigen Evidenz für einen Trend eine Entscheidung erforderlich, die unter Kenntnis bisheriger Entwicklungen und unter Berücksichtigung vorausschauender Maßnahmen zu treffen ist. Die im vorangehenden Abschnitt 3.3 aufgeführten Methoden stellen dabei eine wichtige Entscheidungshilfe dar. Neben den zum aktuellen Zeitpunkt genutzten, stationären Methoden sollten die instationären Verfahren als Informationserweiterung gesehen werden und sind darüber hinaus eine wertvolle Ergänzung bei der Maßnahmenplanung und Risikokommunikation. Weiter bleibt an dieser Stelle zu erwähnen, dass die instationären Methoden nicht als „besser“ oder „zuverlässiger“ bewertet werden sollten, sondern eine Möglichkeit darstellen, mit sich ändernden Bemessungswerten umzugehen und diese möglichst zielführend in die wasserwirtschaftliche Bemessungspraxis zu integrieren.

4 Stand der Technik in Deutschland

4.1 Einführung

Die Planung und Bemessung wasserwirtschaftlicher Infrastruktur erfolgt in Deutschland unter anderem mittels Regenhöhen- (RHL) bzw. Regenspendenlinien. Im Vergleich zu den im vorangegangenen Abschnitt aufgeführten IDF-Kurven wird bei RHL die *Niederschlagshöhe* h_N in Abhängigkeit von der Niederschlagsdauer D und der Jährlichkeit T dargestellt und in mm angegeben (siehe Abbildung 4.1). IDF-Kurven hingegen stellen die *Niederschlagsintensität* in Abhängigkeit von der Niederschlagsdauer D und der Jährlichkeit T dar. Die Niederschlagsintensität wird dabei meist in mm/h angegeben. Die international unterschiedlichen Verfahren sind historisch gewachsen und basieren zum Teil auf Berechnungsansätzen aus den 1930er bzw. 1990er Jahren wie z. B. Bernard (1932), ATV-DVWK (1985) oder Koutsoyiannis et al. (1998) (siehe Abschnitt 3.2).

In Deutschland besteht zum derzeitigen Stand lediglich für die Bundesländer, Bayern und Baden-Württemberg ein einheitliches Konzept zur Berücksichtigung von klimatischen Änderungssignalen bei der Festlegung von Bemessungsgrößen – insbesondere Bemessungshochwasser. So wird in Bayern bis zu einem Wiederkehrintervall von 100 Jahren ein Zuschlagsfaktor von pauschal 15 % genutzt, der z. B. bei der Niederschlag-Abfluss-Modellierung (N-A-Modellierung) auf den Bemessungsniederschlag übertragen werden kann. In Baden-Württemberg hingegen werden regional differenzierte Zuschlagsfaktoren in Abhängigkeit des verwendeten Wiederkehrintervalls verwendet (LfU, 2005). Die Ergebnisse zu den genannten Ansätzen gehen aus dem Kooperationsprojekt „Klimaveränderung und Konsequenzen für die Wasserwirtschaft“ (KLIWA) hervor (LUBW, 2017).

Starkregenanalysen und die daraus abgeleiteten Starkregenangaben bzw. RHL werden in Deutschland derzeit nach dem Arbeitsblatt 531 der DWA (DWA-A 531) durchgeführt bzw. berechnet (DWA, 2012a). Anlass zur Erarbeitung des DWA-A 531 – zum damaligen Zeitpunkt ATV-A 121 (ATV-DVWK, 1985) – war die geplante Bereitstellung

flächendeckender Starkniederschlagshöhen und -spenden über „Koordinierte Starkniederschlagsregionalisierung und -auswertung“ (KOSTRA). Diese erforderte eine vergleichbare extremwertstatistische Stationsauswertung für Deutschland. Um flächendeckend für Deutschland eine Aussage über die Eintrittswahrscheinlichkeit von (Stark-)Regenereignissen bestimmter Dauer tätigen zu können, berechnet der DWD seit Ende der 1980er Jahren koordinierte Starkregenauswertungen (KOSTRA-DWD). Der KOSTRA-DWD-Datensatz enthält Bemessungsniederschlagswerte, wie z. B. $h_N(D, T)$ in Form von stationsbezogenen Tabellen, regionalisierten Tabellenwerten und Rasterdatensätzen für Geoinformationssysteme (GIS) (Junghänel et al., 2017). Die zum jetzigen Zeitpunkt aktuelle Version des Datensatzes ist KOSTRA-DWD2010R, der eine Revision des KOSTRA-DWD2010 darstellt. Der KOSTRA-DWD2010R-Datensatz beinhaltet Bemessungsniederschlagswerte mit einem Wertebereich für die Niederschlagsdauer von $D = 5$ min bis $D = 72$ h mit einer Jährlichkeit im Wertebereich von $T = 1$ a bis $T = 100$ a (Junghänel et al., 2017).

Beispiel:

Ein Bemessungsniederschlag $h_N(D=2h, T=30) = 43,6$ mm entspricht einem Regenereignis mit einer Niederschlagshöhe von 43,6 mm, einer Dauer D von 2 Stunden und einer Jährlichkeit T von 30 Jahren.

Niederschlagshöhen mit Jährlichkeiten von $T = 1.000$ a bzw. $T = 10.000$ a für Dauerstufen $D=15$ min bis 72 h können aus dem Projekt „Praxisrelevante Extremwerte des Niederschlags“ (PEN) über die Software PEN-LAWA 2010 generiert werden. Ergänzend dazu können maximierte Gebietsniederschläge (MGN, engl. *probable maximum precipitation*, PMP) berechnet und als weiterführende Informationsquelle genutzt werden (WMO, 2009).

Nachfolgend wird die Vorgehensweise zur Berechnung von Starkregen in Abhängigkeit von Wiederkehrzeit und Dauer nach DWA-A 531 in gekürzter Form beschrieben. Für eine detaillierte Beschreibung der Berechnungsverfahren wird auf DWA (2012a) verwiesen.

4.2 Berechnung von Regenhöhen- und Regenspendenlinien nach DWA-A 531

Als Starkregen nach DWA (2012a) werden Niederschläge mit einer bestimmten Dauer (auch Dauerstufe) D und einer Jährlichkeit $1 \leq T \leq 100$ a bezeichnet. Die bei der Auswertung genutzten 21 Dauerstufen leiten sich aus ATV-DVWK (1985) ab zu: $D = 5$ min, 10 min,

15 min, 20 min, 30 min, 45 min, 60 min, 90 min, 2 h, 3 h, 4 h, 6 h, 9 h, 12 h, 18 h, 1 d, 2 d, 3 d, 4 d, 5 d, 6 d.

Die dauerstufenabhängigen, zu einer bestimmten Jährlichkeit gehörenden Werte der Starkregen werden in Form von Regenhöhen- oder Regenspendenlinien dargestellt (siehe Abbildung 4.1). Die beiden Größen stehen dabei in folgendem Zusammenhang:

$$r_N = h_N \cdot 166, \bar{6}/D \text{ und} \quad \text{Gleichung (4.1)}$$

$$h_N = 0,006 \cdot r_N \cdot D \quad \text{Gleichung (4.2)}$$

mit:

r_N Niederschlagsspende [l/s·ha]

h_N Niederschlagshöhe [mm]

D Dauerstufe [min]

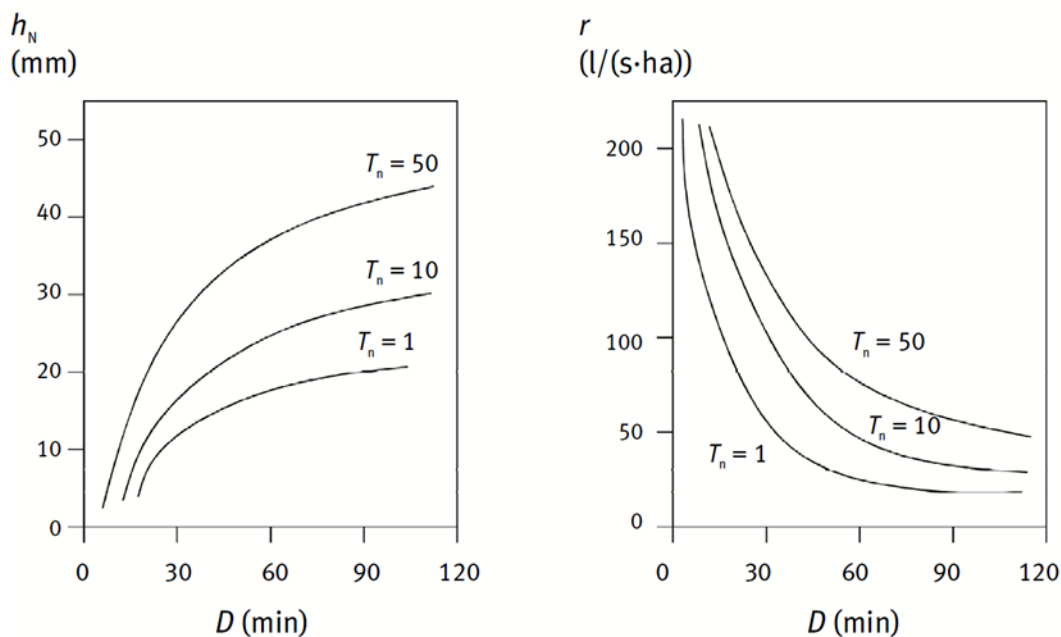


Abbildung 4.1: Schematische Darstellung von Regenhöhenlinien (links) und Regenspendenlinien (rechts) in Abhängigkeit der Dauerstufe D (DWA, 2012a).

Die Regenhöhen- bzw. Regenspendenlinien werden auf der Grundlage von Beobachtungsdaten an Niederschlagsstationen in einem zweistufigen, statistischen Verfahren berechnet. Im ersten Verfahrensschritt wird getrennt voneinander, für jede der möglichen Dauerstufen D „[...] eine eindimensionale statistische Häufigkeitsanalyse nach den anerkannten Regeln der Extremwertstatistik durchgeführt. [...] Im zweiten Schritt wird die Abhängigkeit der

Starkregenhöhen von der Dauer durch Regression ausgeglichen (Fuchs, 1983) und damit in einen funktionalen Zusammenhang gebracht.“ (DWA, 2012a, S. 8). Durch den zweiten Schritt soll eine widerspruchsfreie Niederschlagsstatistik gewährleistet werden, sodass mit größer werdender Dauerstufe D bei gleichbleibender Jährlichkeit T monoton steigende Quantilwerte h_N bzw. monoton fallende r_N einhergehen:

$$h_N(D(n+1), T) > h_N(D(n), T) \quad \text{Gleichung (4.3)}$$

mit:

h_N Niederschlagshöhe [mm]
 D Dauerstufe [min]
 T Jährlichkeit [a]

Für alle zu untersuchenden Dauerstufen D werden aus den Dauerstufenserien (siehe Abschnitt 2.3) die jährlichen und partiellen Serien der Regenhöhen gebildet. Für die partielle Serie wird der Schwellenwert so gewählt, dass die Anzahl der Werte dem 2 bis e-fachen (2,72) der Länge der jährlichen Serie entspricht. Jährliche Serien sollen nach DWA (2012a) erst ab einer Reihenlänge von 20 Jahren genutzt werden. Es können zudem entsprechende Ausreissertests durchgeführt werden, um eventuell enthaltene Fehlwerte aus dem zu untersuchenden Datenkollektiv zu löschen. Diese Tests sind jedoch mit großer Umsicht, Sorgfalt und stets unter Hinzunahme erweiterter Informationen durchzuführen, um das zur Verfügung stehende Datenkollektiv aus Extremwerten nicht unnötig zu reduzieren (DWA, 2012a; DWA, 2012b).

Im nächsten Untersuchungsschritt werden Verteilungsfunktionen an die jährliche bzw. partielle Serie angepasst. Nach Draschoff (1988) werden dabei für die jährliche Serie die Extremal-I-Verteilung (Gumbel-Verteilung) und für die partielle Serie die Exponentialverteilung genutzt. Die vorgegebene Vorgehensweise und die zu nutzenden Verteilungsfunktionen begründen sich in der Vergleichbarkeit der Ergebnisse mit den KOSTRA-DWD-Werten. Die Parametersätze beider zweiparametrischen Funktionen werden über eine lineare Regression der empirischen Wahrscheinlichkeiten (auch Plotting-Positionen) bestimmt. Die Plotting-Positionen $P_U(X_i)$ werden mit der Näherungsformel nach Fuchs (1983) berechnet:

$$P_U(X_i)_k = \frac{L+0,2}{k-0,4} \cdot \frac{M}{L} \quad \text{Gleichung (4.4)}$$

mit:

- M Länge der Messreihe [a]
- L Stichprobenumfang
- k Laufindex der Stichprobenwerte der Größe nach geordnet
 $k = 1$ größter,
 $k = L$ kleinster Wert der Stichprobe

Die Extremal-I-Verteilung wird in der Form:

$$h_N(T^*) = u_j + w_j \left(-\ln \left(\ln \frac{T^*}{T^*-1} \right) \right) \quad \text{Gleichung (4.5)}$$

mit:

- h_N Regenhöhe [mm]
- T^* Wiederkehrintervall/ Jährlichkeit des Jahreshöchstwertes [a]
- u_j, w_j Parameter der Verteilungsfunktion

verwendet und kann nach Umformung der x-Achse durch

$$x = -\ln \left(\ln \frac{T^*}{T^*-1} \right) \quad \text{Gleichung (4.6)}$$

als Gerade abgebildet werden.

Die Exponentialverteilung wird in der Form:

$$h_N(T) = u_p + w_p \cdot \ln(T) \quad \text{Gleichung (4.7)}$$

mit:

- h_N Niederschlagshöhe [mm]
- T Wiederkehrintervall/ Jährlichkeit [a]
- u_p, w_p Parameter der Verteilungsfunktion

verwendet und ebenfalls durch Transformation der x-Achse über:

$$\ln(T) = \ln \left(\frac{L+0,2}{k-0,4} \cdot \frac{M}{L} \right) \quad \text{Gleichung (4.8)}$$

als Gerade dargestellt.

Für beide Verteilungsfunktionen werden nun über lineare Regression (vgl. Abbildung 4.2) die Parameter u_j bzw. u_p und w_j bzw. w_p für jede Dauerstufe einzeln berechnet.

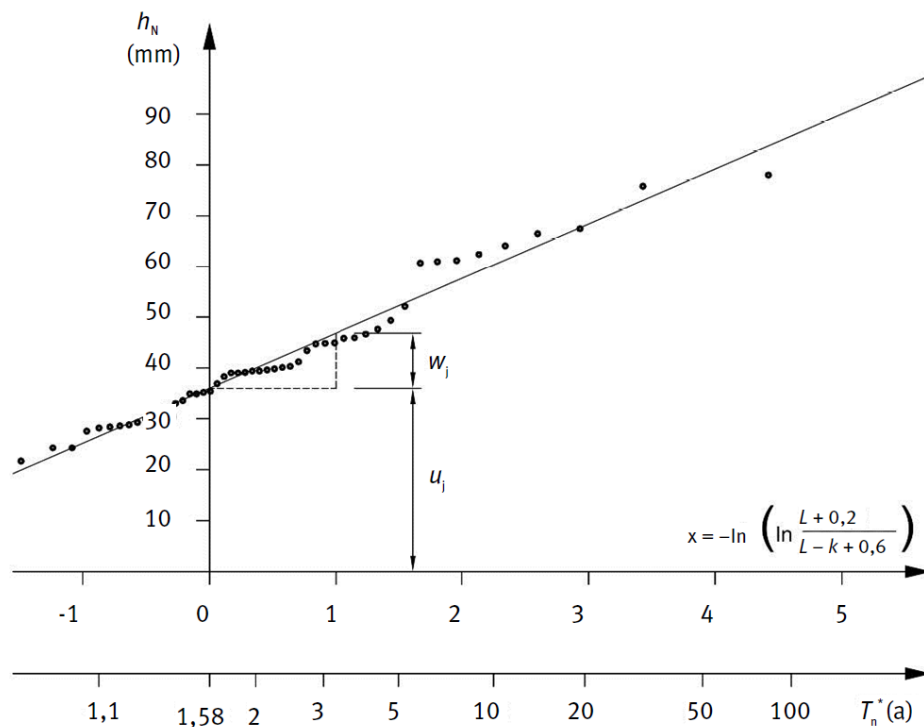


Abbildung 4.2: Bestimmung der Parameter u_j und w_j über lineare Regression für eine ausgewählte Dauerstufe D der jährlichen Serie (DWA, 2012a).

Die so ermittelten Parameter der Verteilungsfunktion weisen unter Umständen kein einheitliches Bild über alle Dauerstufen hinweg auf, sodass es zu unplausiblen Verläufen der Regenhöhen- bzw. Regenspendenlinien kommen kann. Nach Einteilung in unterschiedliche Dauerstufenbereiche werden die Parameter daher zunächst innerhalb der jeweiligen Bereiche (I, II, III) und abschließend über alle Dauerstufen hinweg ausgeglichen (siehe Abbildung 4.3). Die Bereiche werden nach Tabelle 4.1 unterteilt:

Tabelle 4.1: Unterschiedliche Dauerstufenbereiche für den Parameterausgleich (DWA, 2012a).

	Stützstellen nach KOSTRA	Unterscheidung in konvektiv und advektiv verursachte Starkregen
Bereich I	$D \leq 60 \text{ min}$	$D \leq 3 \text{ h}$
Bereich II	$60 \text{ min} < D \leq 12 \text{ h}$	$3 \text{ h} < D \leq 24 \text{ h}$
Bereich III	$12 \text{ h} < D$	$24 \text{ h} < D \leq 7 \text{ d}$

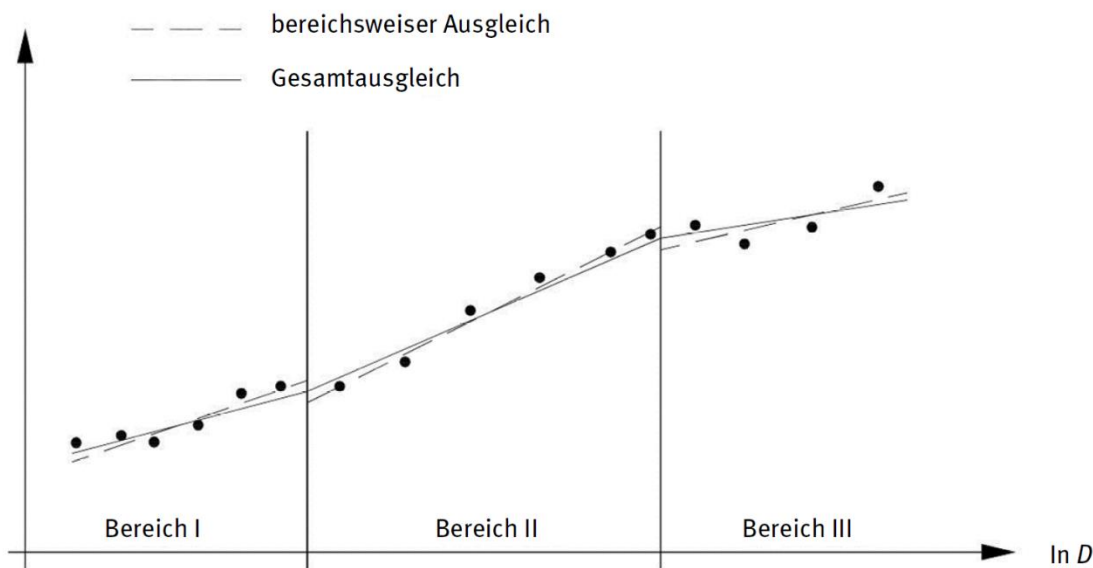


Abbildung 4.3: Exemplarische Darstellung des Ausgleichs eines Parameters der Verteilungsfunktion innerhalb eines Dauerstufenbereiches sowie bereichsübergreifend (DWA, 2012a).

Die Vorgehensweise des Parameterausgleichs ist dabei für die partielle und jährliche Serie identisch. Der Ausgleich innerhalb eines Dauerstufenbereiches kann über drei unterschiedliche Ansätze erfolgen:

1. Einfach-logarithmischer Ansatz,
2. Doppelt-logarithmischer Ansatz oder
3. Hyperbolischer Ansatz.

Der zu priorisierende Ansatz wird über die Güte des jeweiligen Ausgleichs bestimmt. Für jeden Parameter wird dazu der sogenannte Variationskoeffizient berechnet.

An den einzelnen Bereichsgrenzen – Bereich I zu Bereich II, sowie Bereich II zu Bereich III – treten nach dem Dauerstufenausgleich Sprünge auf, die in einem weiteren Berechnungsschritt ausgeglichen werden. Dazu werden die Parameterwerte an den Bereichsgrenzen berechnet und gemittelt. Anschließend werden die Regressionen für die Randbereiche (Bereich I und Bereich III) wiederholt, wobei die Ausgleichsgerade jeweils durch die Mittelwerte der Parameter an den Bereichsgrenzen führt. Mit den nun ausgeglichenen Parametern kann der Funktionale Zusammenhang in Form der RHL nach Gleichung (4.5) bzw. Gleichung (4.7) dargestellt werden.

Die im internationalen Raum gebräuchliche Vorgehensweise zur Erstellung von DDF- bzw. IDF-Kurven ist ausführlich in Chow et al. (1988) beschrieben. Weiter stellen Borga et al. (2005) eine gute Zusammenfassung der Vorgehensweise dar.

4.3 Normative und praxisorientierte Vorgaben zur Anwendung von Bemessungsniederschlagswerten

Die im vorangegangenen Abschnitt dargestellten Bemessungsgrößen nach DWA-A 531 oder aus dem KOSTRA-DWD-2010R-Datensatz werden maßgeblich zur Bemessung wasserwirtschaftlicher Anlagen und Infrastruktur herangezogen. Dies sind Planungsaufgaben, wie die Dimensionierung von Entwässerungssystemen, Anlagen zur Gebäudeentwässerung, Kläranlagen, Pumpwerken oder Regenrückhaltebecken. Dabei kann die Einzelgröße $h_N(D, T)$ für vereinfachte Berechnungsverfahren genutzt werden, wohingegen die Regenhöhenlinien zur Konstruktion von Modellregen (z. B. Euler Typ II) oder auch als Eingangsgröße für N-A-Modelle genutzt werden können. Weiterführend werden die Bemessungsgrößen – insbesondere für größere Jährlichkeiten T – zur Einordnung von Schadensereignissen herangezogen.

Die DIN EN 752 (2017) „Entwässerungssysteme außerhalb von Gebäuden – Kanalmanagement“ gibt die zu wählenden Bemessungsregenhäufigkeiten in Abhängigkeit der örtlichen Gegebenheiten und Überlastung der Kanalisation vor (siehe Tabelle 4.2). Diese Größen werden auch in weiterführenden Merk- und Arbeitsblättern wie DWA-A 118 (DWA, 2006) oder DWA-A 117 (DWA, 2013) berücksichtigt.

Tabelle 4.2: Beispiele für Bemessungsregenhäufigkeiten für Rohre, die ohne Überlastung lediglich vollgefüllt sind (DIN EN 752, 2017).

Ort	Bemessungsregenhäufigkeiten ¹	
	Jährlichkeit Jahre	Überschreitungswahrscheinlichkeit je Jahr
Ländliche Gebiete	1	100 %
Wohngebiete	2	50 %
Stadtzentren, Industrie- und Gewerbegebiete	5	20 %
Unterirdische Verkehrsanlagen, Unterführungen	10	10 %
¹ Für das gewählte Regenereignis darf das Rohr lediglich vollgefüllt und nicht überlastet sein		

In DWA (2013) wird die zu wählende Jährlichkeit des Bemessungsregenereignisses bei Anwendung eines vereinfachten Bemessungsverfahrens gleich der Überschreitungshäufigkeit des Regenrückhalteraumens gesetzt. Ergänzend zu Tabelle 4.2 wird in DWA-A 118 (DWA, 2006) die maßgebende kürzeste Regendauer in Abhängigkeit der Geländeneigung und des Befestigungsgrades festgelegt (siehe Tabelle 4.3).

Tabelle 4.3: Maßgebende kürzeste Regendauer in Abhängigkeit von mittlerer Geländeneigung und Befestigungsgrad (DWA, 2006).

mittlere Geländeneigung	Befestigung	kürzeste Regendauer
< 1 %	≤ 50 %	15 min
	> 50 %	10 min
1 % bis 4 %		10 min
> 4 %	≤ 50 %	10 min
	> 50 %	5 min

Weiter enthält das DWA-A 118 die Vorgabe zur Erstellung eines Modellregens nach Euler Typ II unter Verwendung von vorliegenden Regenhöhenlinien. Das Verfahren wird nachfolgend beschrieben und am Beispiel eines $h_N(D = 60, T = 20)$ für das KOSTRA-DWD

Rasterfeld (Spalte: 9, Zeile: 50) dargestellt. Die dauerstufenabhängigen Werte der Regenhöhenlinie sind in Tabelle 4.4 dargestellt.

Tabelle 4.4: Niederschlagshöhen mit einer Jährlichkeit von $T = 20$ für das Rasterfeld Spalte:9, Zeile:50 aus KOSTRA-DWD 2010R.

D [min]	5	10	15	20	30	45	60	90	120	...
h_N [mm]	12,0	17,3	21,0	23,8	27,9	32,2	35,4	38,4	40,7	...

Die zugehörige Regenhöhenlinie ist in der folgenden Abbildung 4.4 dargestellt:

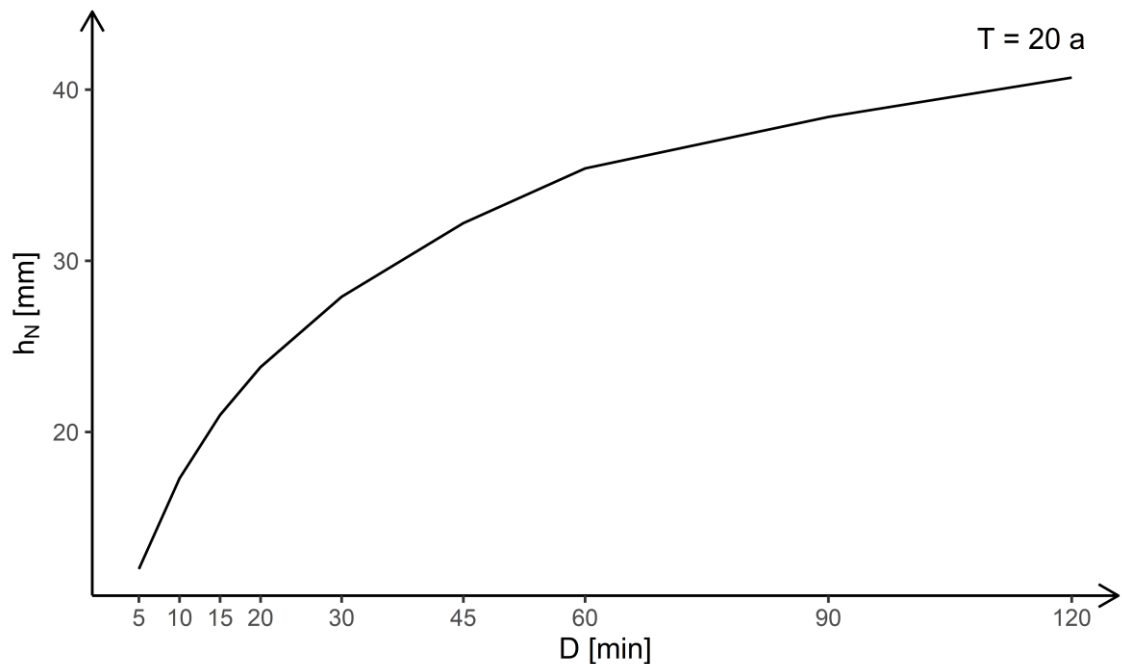


Abbildung 4.4: Regenhöhenlinie aus den Niederschlagshöhen für das Rasterfeld Spalte:9, Zeile:50 aus KOSTRA-DWD 2010R mit einer Jährlichkeit von $T = 20$ a.

Die Konstruktion des Modellregens nach DWA (2006) ist auf beliebige Regenlängen und Zeitschritte übertragbar. Die Dauer des Modellregens ergibt sich aus der Dauerstufe des gewählten Bemessungsregens (hier mit $D = 60$ aus $h_N(D = 60, T = 20) = 35,4$ mm). Zunächst werden für die Dauerstufen von $D=5$ min bis $D=60$ min die Differenzen zwischen den einzelnen Regenhöhen gebildet und auf die jeweiligen Zeitintervalle aufgeteilt. Es ergeben sich die in Abbildung 4.5 dargestellten Regenhöhen.

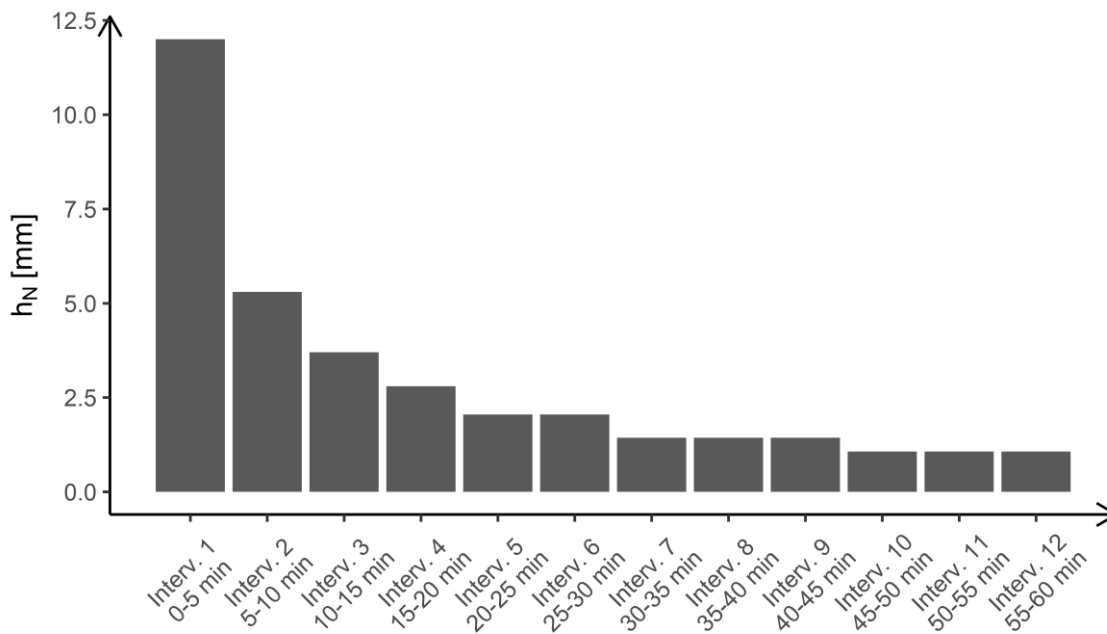


Abbildung 4.5: Zeitintervalle mit zugehörigen Regenhöhen (nach DWA, 2006).

Für den Modellregen „Euler Typ II“ wird anschließend der Beginn des Zeitintervalls mit der höchsten Niederschlagsintensität zu $0,3 \cdot D$ festgelegt und auf ein Vielfaches von 5 Minuten abgerundet (hier *Interv.4, 15-20 min*). Auf dieses Intervall wird der Maximalwert der zuvor gebildeten Differenzen geschrieben und auf der Zeitachse nach links die aufgeteilten Regenhöhen der Größe nach absteigend bis zum Intervall 1 aufgetragen. Die restlichen Regenhöhen werden vom Maximalwert aus auf der Zeitachse nach rechts bis zum Erreichen des Modellregenendes aufgetragen. Es ergibt sich der in Abbildung 4.6 dargestellte Verlauf.

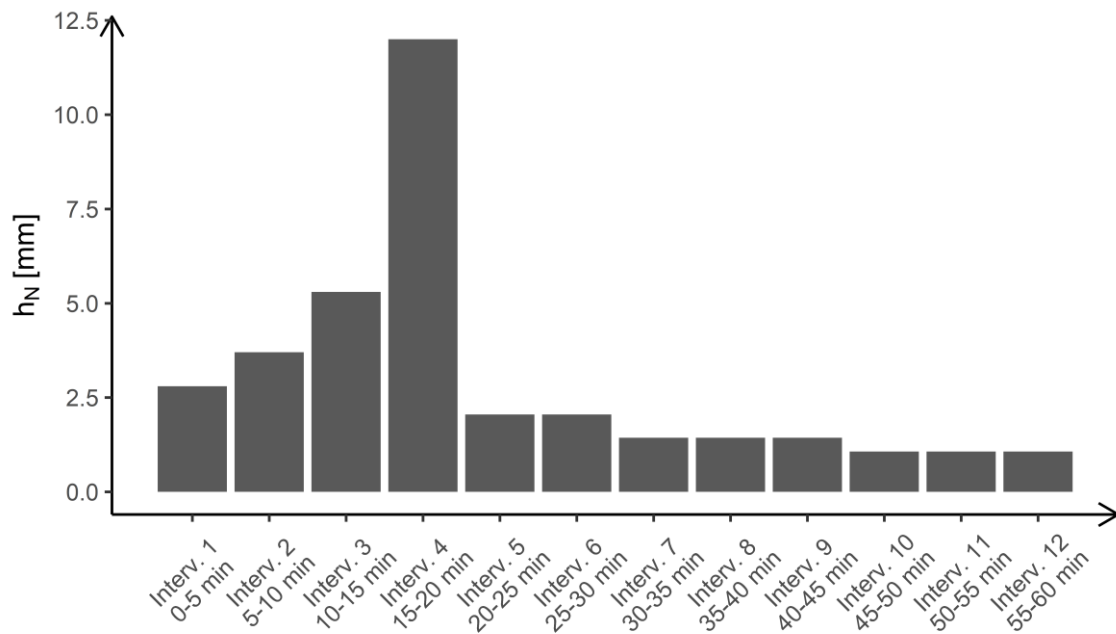


Abbildung 4.6: Modellregen nach Euler Typ II (nach DWA, 2006).

Eine abschließende Kontrolle kann durch Aufsummieren der intervallbezogenen Einzelwerte erfolgen. Die Summe über alle Zeitintervalle muss der Regenhöhe $h_N(D = 60, T = 20) = 35,4$ mm entsprechen.

4.4 Diskussion

Die vorangegangenen Abschnitte 4.2 und 4.3 zeigen das zum aktuellen Zeitpunkt in Deutschland angewendete Verfahren zur Ermittlung von Starkregenangaben bzw. Regenhöhenlinien nach DWA-A 531 und weitere Vorgaben zur Weiterverwendung dieser Planungsgrößen in der wasserwirtschaftlichen Praxis.

Unter Berücksichtigung der im Abschnitt 3.2 und 3.3 aufgeführten Verfahren und Ansätze weist das aktuell gültige Regelwerk (DWA, 2012a) eine signifikante Lücke hinsichtlich des aktuellen Stands der Wissenschaft auf. Dies begründet sich unter anderem aus der Verwendung einer zweiparametrischen Gumbel-Verteilung bei der Berechnung dauerstufenabhängiger Quantilwerte. Sowohl in Regelwerken zur Ermittlung von Hochwasserwahrscheinlichkeiten (z. B. DWA, 2012b) als auch in weiterführenden Untersuchungen (z. B. Koutsoyiannis, 2004b; Papalexiou und Koutsoyiannis, 2013; Ragulina und Reitan, 2017; Fischer und Schumann, 2018, siehe auch Abschnitt 3.2) wird die dreiparametrische GEV zur extremwertstatistischen Auswertung hydrometeorologischer Zeitreihen empfohlen. Zudem

wird die Überprüfung der verwendeten Datengrundlage auf Trends, Sprungstellen oder andere Inhomogenitäten in DWA (2012a) nicht thematisiert.

Darüber hinaus stellt die Erweiterung der Datengrundlage durch die Berücksichtigung von Zusatzinformationen einen wichtigen Bestandteil bei der statistischen Auswertung dar (z. B. Coles, 2001; El Adlouni et al., 2007; DWA, 2012b; Vasiliades et al., 2015; De Luca und Galasso, 2018). Informationen über stetige (Trends) oder abrupte (Sprungstellen oder auch Bruchpunkte) Veränderungen können dabei auch in den Beobachtungsdaten selbst enthalten sein. Dieser Punkt wird durch das aktuell angewandte Verfahren in DWA (2012a) ebenfalls nicht berücksichtigt. Eine Auswahl möglicher Verfahren zur Detektion von Trends und Sprungstellen wird daher im folgenden Abschnitt 5 dargestellt.

Die in Abschnitt 3.3 aufgeführten Verfahren zur Bauwerksbemessung unter instationären Bedingungen zeigen weiter auf, dass zu starre Bemessungsgrößen unter Umständen zu einer fehlerhaften Planung und Bewirtschaftung der Infrastruktur führen können. Hinsichtlich der zu verwendenden Jährlichkeiten wie z. B. nach DIN EN 752 (2017) sollten weiterentwickelte Verfahren wie sie zusammenfassend in Salas et al. (2018) dargestellt werden in Betracht gezogen werden.

5 Statistische Tests zur Detektion von Instationaritäten in hydrometeorologischen Zeitreihen

5.1 Einführung

Grundlage für eine extremwertstatistische Analyse und die anschließende Ableitung bemessungsrelevanter Größen aus den beobachteten Daten ist die Kenntnis über das Verhalten der zugrunde liegenden Beobachtungen. Dabei sind sowohl statistische Kennwerte wie Mittelwert, Varianz und Schiefe der Stichprobe, als auch saisonale, zeitabhängige Strukturen und Muster in Form von Trends (stetige Veränderung), zyklischen Schwankungen (jahreszeitliche Variabilität) oder Sprungstellen (plötzliche Veränderung) von Interesse. Diese genannten Informationen über die Datengrundlage werden über eine Zeitreihenanalyse und ergänzende Explorative Datenanalyse (EDA) gewonnen.

Die Zeitreihenanalyse beschreibt dabei einen systematischen Ansatz, um mathematische und statistische Fragestellungen über das bekannte Verhalten der Beobachtungen – den Werten x_1, x_2, \dots, x_n der Zeitreihe – zu beantworten, die zeitlichen Zusammenhänge in Form von Trends, Sprungstellen und Autokorrelationen zu modellieren und ein mögliches zukünftiges Verhalten der beobachteten Werte zu prognostizieren. Bei der EDA (z. B. Tukey, 1977) erfolgt eine visuelle Betrachtung der vorliegenden Daten ohne Annahme einer bestimmten Verteilungsfunktion. Es wird das Ziel verfolgt, unbekannte Strukturen in den Daten zu erfassen und Zusammenhänge zu erkennen (Kundzewicz und Robson, 2004).

Für die Ermittlung von Bemessungswerten unter Zuhilfenahme stationärer, extremwertstatistischer Methoden werden Homogenität, Stationarität und Unabhängigkeit der Stichprobe vorausgesetzt (*i.i.d.*-Kriterium, z. B. Jenkinson, 1955). Im Voraus einer statistischen Analyse müssen daher entsprechende statistische Tests durchgeführt werden, um zu prüfen, ob diese Voraussetzungen gegeben sind.

Homogenität bezeichnet dabei die Annahme, dass alle Stichprobenelemente aus der gleichen Grundgesamtheit stammen und sich über die gleiche Wahrscheinlichkeitsverteilung

beschreiben lassen (z. B. DWA, 2012b; Chebana et al., 2013). Inhomogenitäten können beispielsweise aus anthropogenen Eingriffen oder klimatischen Veränderungen entstehen. Bei Überprüfung der Homogenität einer Zeitreihe spielt die chronologische Reihenfolge der Daten keine Rolle (Chebana et al., 2013). Bei Betrachtung der Stationarität hingegen wird die zeitliche Abfolge der Beobachtungsdaten in Bezug genommen. Es wird dabei zwischen einer strengen und schwachen Stationarität unterschieden. Eine Zeitreihe ist z. B. nach Chebana et al. (2013) streng stationär, wenn alle Momente der Wahrscheinlichkeitsverteilung – und somit die Wahrscheinlichkeitsverteilung selbst – unabhängig von der Zeit sind. Schwache Stationarität liegt vor, wenn Mittelwert und Varianz der Verteilungsfunktion zeitinvariant sind (Chebana et al., 2013).

Bei der Überprüfung der Stationarität kann und muss zwischen Tests auf Trends und Tests auf Sprungstellen unterschieden werden, die wiederum in parametrische und nichtparametrische Ansätze unterteilt werden können. Der Vorteil der nichtparametrischen Modelle ist, dass keine normalverteilten Zeitreihen für die Anwendung vorliegen müssen. Eine *Normalverteilung* liegt bei klimatischen Beobachtungen, insbesondere bei der Messgröße Niederschlag, in der Regel nicht vor (z. B. Mudelsee, 2019), sodass sich diese Tests gut für die vorliegenden Analysen eignen. Weiter sind die parametrischen Tests im Vergleich zu den nichtparametrischen Ansätzen weniger robust gegenüber Ausreißern (Mahmood et al., 2019).

Ein Großteil der Homogenitätsuntersuchungen für das Niederschlagsverhalten verschiedener Regionen basiert auf Trendanalysen unter Verwendung des klassischen oder saisonalen Mann-Kendall-Test (M-K-Test). Sprungstellenanalysen werden im Zuge dessen häufig nur als ergänzender oder zusätzlicher Untersuchungspunkt herangezogen und lediglich auf den Mittelwert der zu untersuchenden Zeitreihen angewendet. Nachfolgend werden ausgewählte Untersuchungen aufgeführt und deren Ansatz hinsichtlich der Trend- und/oder Sprungstellenanalytik kurz dargestellt.

Rodrigo und Trigo (2007) nutzen den M-K-Test sowie ein lineares Modell für die Trend-Detektion in Zeitreihen täglicher Niederschlagsereignisse und wenden den t-Test (z. B. Hedderich und Sachs, 2018) zur Sprungstellenanalyse zwischen den Mittelwerten von zwei Zeitperioden an. Datengrundlage für die Untersuchung stellen 22 Stationsdaten auf der iberischen Halbinsel mit einer Aufzeichnungslänge zwischen 1951 und 2002 dar. Feidas et al.

(2007) nutzen ebenfalls den M-K-Test zur Analyse jährlicher und saisonaler Niederschlagswerte für 22 Stationen in Griechenland. Caloiero et al. (2016) erweitern die aufgeführten Trendanalysen auf sechs unterschiedliche Klassen von Niederschlagsereignissen und bestimmen die Signifikanz des Trends über den M-K-Test. Ebenfalls in LANUV (2010) werden der M-K-Test und die lineare Regression für eine Ermittlung linearer Trends untersucht. Parey et al. (2010) untersuchen sowohl die Parameter der verwendeten Verteilungsfunktion als auch Mittelwert und Varianz der gesamten Zeitreihe bei der Analyse von Wiederkehrintervallen von Extremtemperaturen für Stationen in Frankreich.

Ndione et al. (2017) führen ergänzend zu Trenduntersuchungen umfangreiche Sprungstellentests mittels des Hubert-Verfahrens zur Unterteilung der Zeitreihen sowie dem Lee-Heghinian-Verfahren, dem Pettitt- und Buishand-Test zur Detektion der Bruchpunkte durch. Armal et al. (2018) schlagen zwei unterschiedliche Modelle zur Detektion und Attribution von Trends in Extremwerten täglicher Niederschlagsereignisse vor. Es wird die Veränderung der globalen Oberflächentemperatur als Indikator für einen Trend untersucht und diese in einem weiterführenden Modell mit quasiperiodischen Klimamodellen gekoppelt. Für insgesamt 1.244 untersuchte Stationen in den USA lassen sich ca. 55 % der detektierten Trends über die Veränderung der Oberflächentemperatur und ca. 37 % über Klimaindizes wie den ENSO-, NAO-, PDO- und AMO-Index beschreiben. Armal et al. (2018) stellen weiter heraus, dass für eine robuste Trendschätzung entsprechend lange Zeitreihen vorliegen müssen und falsch positive Ergebnisse durch Hinzunahme von Klimasignalen/-indizes reduziert werden können. Murawski et al. (2018) nutzen den Sen's Slope Estimator (vgl. Abschnitt 5.2.1) zur Berechnung der Größe des Trends und testen dessen Signifikanz über den M-K-Test. Für eine Sprungstellenanalyse nutzen sie die Block-Bootstrap-Methode (z. B. Khaliq et al., 2009). De Luca und Galasso (2018) empfehlen bei Vorliegen einer Inhomogenität (unabhängig von Trend oder Sprungstelle) die Informationserweiterung durch externe Quellen, wie z. B. regionale Klimamodelle (siehe auch Abschnitt 3.3). Vu et al. (2019) vergleichen auf Basis von Klimaprojektionen ausschließlich sechs unterschiedliche Tests für Sprungstellenanalysen und nutzen als nicht-parametrische Tests den Pettitt- und Wilcoxon-Mann-Whitney-Test. Weitere aktuelle Veröffentlichungen, wie Blöschl et al. (2019), Mahmood et al. (2019), Portela et al. (2020) und Xavier et al. (2020), nutzen den M-K-Test (z. T. modifiziert (siehe Abschnitt 5.2.3)) in Kombination mit dem Sen's Slope Estimator

(vgl. Abschnitt 5.2.1) für Trendanalysen von Niederschlagszeitreihen und Extremniederschlägen, jedoch ohne weitere Betrachtung einer Sprungstelle.

5.2 Trendanalysen

Eine Zeitreihe weist einen Trend auf, wenn sich z. B. die Verteilungsfunktion (insbesondere der Mittelwert) der vorliegenden Beobachtungen systematisch mit der Zeit ändert. Ein Trend kann dabei in linearer, quadratischer oder polynomischer Form vorkommen (Mudelsee, 2019). Weiter kann neben dem Mittelwert auch die Varianz eine systematisch positive oder negative Änderung über die Zeit aufweisen.

5.2.1 Sen's Slope Estimator

Die Berechnung der Steigung bzw. Größe des Trends über den Sen's Slope Estimator (Sen, 1968) ist eine robuste und im Vergleich zur linearen Regression für Ausreißer weniger anfällige Variante (z. B. Helsel et al., 2020). Der Sen's Slope Estimator berechnet den Median der Steigungen aller Geraden durch Paare von Messwerten. Die Steigungen für jedes Paar von Messwerten werden berechnet als:

$$Q_{j,k} = \frac{x_j - x_k}{t_j - t_k} \quad \text{Gleichung (5.1)}$$

für $j, k = 1, \dots, n$ und $j > k$, wobei x_i der i -te Messwert und t_i der Zeitpunkt des Messwertes x_i ist. Der Median der $Q_{j,k}$ ist der Schätzer für die Sen's Slope (b) und ist für sortierte x_1, \dots, x_n definiert als:

$$b = \text{med}(x_1, \dots, x_n) = \begin{cases} \frac{x_n}{2}, & n \text{ gerade} \\ \frac{x_{(n-1)/2} + x_{(n+1)/2}}{2}, & n \text{ ungerade} \end{cases} \quad \text{Gleichung (5.2)}$$

Um eine Gerade basierend auf der Sen's Slope an die Größe der Messwerte anzupassen, ist zusätzlich die Berechnung der Konstanten a notwendig. Diese wird für alle x_i : $a_i = x_i - b t_i$ berechnet. Die Konstante a ist dabei definiert als $a = \text{med}(a_1, \dots, a_n)$. Die Gleichung der Steigungsgeraden folgt zu:

$$f(t) = b t + a \quad \text{Gleichung (5.3)}$$

Weiterführend können auch nichtparametrische Modelle mit gleitendem Mittelwert (engl. *moving average*) genutzt werden, um beispielsweise lokale Schwankungen (saisonale Schwankungen) abzubilden. Nachteil dieser Modelle ist, dass der Trend hier nicht direkt als Funktion angegeben wird und daher nicht ohne weitere Modelle zur Extrapolation genutzt werden kann.

5.2.2 Mann-Kendall-Test

Zusätzlich zur Größe des Trends muss die Signifikanz des berechneten Trends mittels statistischer Tests bestimmt werden. Der nichtparametrische Mann-Kendall-Test (M-K-Test) (Mann, 1945; Kendall, 1975) ist ein gebräuchlicher Test zur Signifikanzanalyse einer vorliegenden Instationarität bzw. eines Trends in hydroklimatischen/ hydrometeorologischen Zeitreihen (vgl. Yue et al., 2002; Khaliq et al., 2009; Blain, 2013; Madsen et al., 2014; Jaiswal et al., 2015; Razavi und Vogel, 2018). Der Test basiert auf Rängen und ist demnach robust gegen Ausreißer. Es können lineare und auch nichtlineare Trends mittels des M-K-Tests ab einem Stichprobenumfang von zehn Werten erkannt werden. Der Trendtest nach Mann-Kendall erfordert keine normalverteilten Daten, was einen weiteren Vorteil gegenüber anderen (parametrischen) Tests darstellt.

Die Nullhypothese H_0 besagt, dass die Daten dem *i.i.d.*-Kriterium (unabhängig und gleichverteilt) genügen. Es seien X_1, X_2, \dots, X_n die Messwerte.

Die Teststatistik zum M-K-Test wird wie folgt berechnet:

$$S = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \text{sgn}(X_j - X_i), \quad \text{Gleichung (5.4)}$$

wobei

$$\text{sgn}(X_j - X_i) = \begin{cases} 1, & \text{für } X_j - X_i > 0, \\ 0, & \text{für } X_j - X_i = 0, \\ -1, & \text{für } X_j - X_i < 0. \end{cases} \quad \text{Gleichung (5.5)}$$

Der Erwartungswert von S ist $E(S) = 0$ (normalverteilt). Die Varianz $\text{Var}(S)$ beträgt:

$$\text{Var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{j=1}^p t_j(t_j-1)(2t_j+5)}{18} \quad \text{Gleichung (5.6)}$$

wobei p die Anzahl der Gruppen gleichgroßer Messwerte und t_j die Anzahl der Werte in der j -ten Gruppe ist. Durch die folgende Z-Transformation ergibt sich eine approximative Normalverteilung:

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & \text{für } S > 0 \\ 0, & \text{für } S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & \text{für } S < 0. \end{cases} \quad \text{Gleichung (5.7)}$$

Es liegt ein Trend zum Signifikanzniveau α (z. B. 0,05 bzw. 5 %) vor, falls $|Z| > N_{0,1}(1 - \alpha/2)$. $N_{0,1}(x)$ entspricht hierbei dem Wert der Verteilungsfunktion der Standardnormalverteilung an der Stelle x (Naghetini, 2017).

Über die Teststatistik S und die Anzahl der Beobachtungen n kann zudem der Rangkorrelationskoeffizient τ (auch Kendalls- τ) als Maß für die Abhängigkeit zwischen den Datenpaaren sowie für die Angabe der Richtung des detektierten Trends bestimmt werden. Ein negativer Wert beschreibt einen abwärts gerichteten Trend, ein positiver Wert die gegenteilige Richtung. τ berechnet sich z. B. nach Maidment (1993) zu:

$$\tau = \frac{S}{n(n-1)/2} \quad \text{Gleichung (5.8)}$$

5.2.3 Modifikationen des Mann-Kendall-Tests

Ein Nachteil des klassischen M-K-Test ist der Einfluss seriell autokorrelierter Daten auf das Testergebnis. So kommt es bei Vorliegen einer Autokorrelation zu einem fehlerhaften Verwerfen der Nullhypothese und damit zu einer falschen Annahme eines Trends. Je stärker die Autokorrelation, desto häufiger erfolgt eine Ablehnung der Nullhypothese. Eine positive Autokorrelation führt zum Ablehnen der Nullhypothese (Typ-I Fehler), eine negative Autokorrelation zum Unterschätzen der Trendwahrscheinlichkeit (vgl. Hamed und Rao, 1998; Yue et al., 2002; Bayazit und Önoç, 2007; Khaliq et al., 2009; Blain, 2013; Ndione et al., 2017; Razavi und Vogel, 2018; Wang et al., 2020).

Um den Einfluss der Autokorrelation auf das Testergebnis des M-K-Tests zu reduzieren, schlagen Hamed und Rao (1998) einen Korrekturansatz für die Varianz der Teststatistik $\text{Var}(S)$ vor.

Die Varianz der Teststatistik $\text{Var}(S)$ wird um einen Faktor erweitert zu:

$$\text{Var}^*(S) = \text{Var}(S) \cdot \frac{n}{n_S} \quad \text{Gleichung (5.9)}$$

Dabei berechnet sich $\frac{n}{n_S}$ zu:

$$\frac{n}{n_S} = 1 + \frac{2}{n(n-1)(n-2)} \cdot \sum_{k=1}^{n-1} (n-k)(n-k-1)(n-k-2)\rho_k \quad \text{Gleichung (5.10)}$$

mit:

n Anzahl der Beobachtungen

ρ_k Autokorrelationsfunktion der Ränge der Beobachtungen

Die weiteren Berechnungen erfolgen analog zu der klassischen Methode des M-K-Tests. Yue und Wang (2004) nutzen bei der Varianz-Korrektur alternativ zur Autokorrelation der Ränge der Beobachtungen, die Autokorrelationsfunktion der Daten selbst. Blöschl et al. (2019) prüfen ergänzend zum klassischen M-K-Test die Lag-1 Autokorrelation für ein Signifikanzniveau von $\alpha = 5 \%$, um den Einfluss der Autokorrelation auf falsch positive Testergebnisse zu berücksichtigen.

Önöz und Bayazit (2012) untersuchen den um die Block-Bootstrap-Methode (z. B. Kundzewicz und Robson, 2000; Khaliq et al., 2009) modifizierten M-K-Test und stellen heraus, dass dieser mit den Ergebnissen und der Robustheit des Varianz-Korrektur-Ansatzes vergleichbar ist. Bei der Block-Bootstrap-Methodik werden die Einzelelemente beliebig oft vertauscht, sodass eine neue Stichprobe mit der gleichen Anzahl an Werten erhalten wird (z. B. Kundzewicz und Robson, 2000). Für jede dieser Stichproben wird im Anschluss die Teststatistik des M-K-Test berechnet und daraufhin die Wahrscheinlichkeitsverteilung geschätzt. Die so erhaltene Verteilung wird als Teststatistik für die trendfreie Serie gesetzt und mit dem Originaldatensatz verglichen, um die Signifikanz eines Trends zu bestimmen. Bei Vorliegen seriell korrelierter Daten wird die Bootstrap-Methode in Blöcken durchgeführt, um die Autokorrelation zu wiederholen (Önöz und Bayazit, 2012).

Da in der Regel bei meteorologischen Zeitreihen keine normalverteilten Daten vorliegen (Mudelsee, 2019), wird im Zuge der weiteren dargestellten Ausarbeitungen auf parametrische Tests, wie z. B. das Trend-Rausch-Verhältnis, als Indikator für einen linearen Trend (Schönwiese, 2006; Hennemuth et al., 2013), etc. verzichtet. Ebenfalls wird auf Tests über gleitende Summen (engl. *moving sum*) oder gleitende Fenster (engl. *moving window*)

verzichtet, da nur ein sehr geringer Anteil der zu untersuchenden Stationen eine ausreichende Zeitreihenlänge aufweist. Als weiterführende Literatur wird auf Zarenistanak et al. (2014) und Mudelsee (2019) verwiesen.

5.3 Sprungstellenanalysen

Neben dem Trend ist eine Sprungstelle (auch Bruchpunkt oder engl. *change point*) eine weitere Art der Instationarität. Sprungstellen sind Zeitpunkte, an denen sich die Charakteristik einer Zeitreihe durch Umwelteinflüsse, bauliche Maßnahmen, wie z. B. den Bau von Retentionsräumen und Stauanlagen, oder z. B. einen Wechsel des Messverfahrens abrupt und signifikant ändert (z. B. Chebana et al., 2013; Vu et al., 2019). Durch Sprungstellen können langfristige Aussagen über Trends von anthropogenen, nicht natürlichen Einflüssen abgegrenzt werden (Reeves et al., 2007).

Wird ein signifikanter Trend detektiert, so muss geprüft werden, ob eine Sprungstelle in der untersuchten Zeitreihe vorliegt und, weiterführend, demnach der Trend auf diesen Bruchpunkt zurückzuführen ist. In einem darauf aufbauenden Untersuchungsschritt können dann die einzelnen Segmente der Zeitreihe, die keine Sprungstelle beinhalten, auf Trends untersucht werden.

Wie auch bei den statistischen Tests zu Trendanalysen wird bei der Sprungstellenanalyse zwischen parametrischen und nicht-parametrischen Tests unterschieden (James und Matteson, 2014). Eine weitere Unterscheidung kann über eine Sprungstellenanalyse für den Mittelwert oder die Varianz der Zeitreihe erfolgen.

Die nachfolgende Abbildung 5.1 zeigt beispielhaft die 5-Minuten Dauerstufenserie der Station Aachen Soers mit einer Sprungstelle des Mittelwerts im Jahr 2005 zum Signifikanzniveau $\alpha = 5\%$. Diese wurde exemplarisch mittels des Pettitt-Tests (Abschnitt 5.3.1) detektiert. Die Mittelwerte der Regenhöhen h_N aus den Teilstücken vor und nach der Sprungstelle sind in der Abbildung als rote Linien dargestellt.

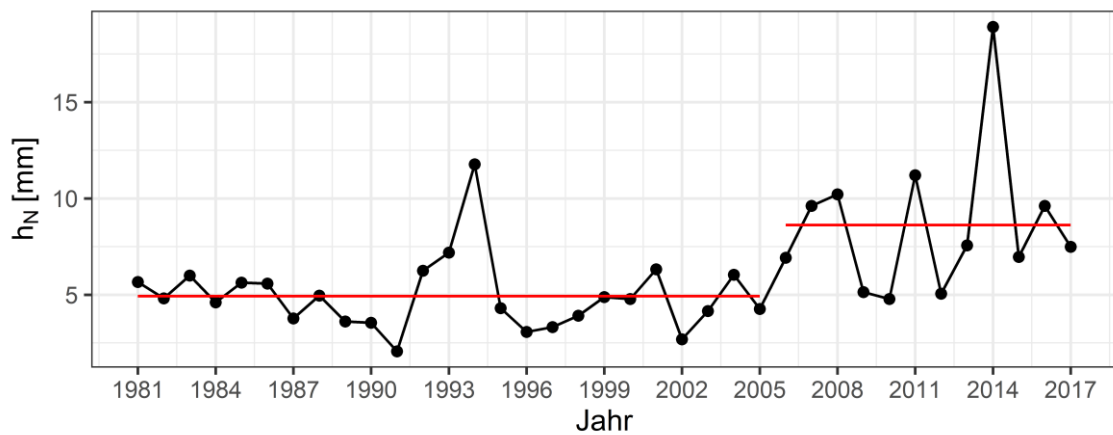


Abbildung 5.1: Jährliche Maximalwerte ($D = 5$ min) der Station *Aachen Soers* mit Sprungstelle im Jahr 2005. Die roten Linien visualisieren die Mittelwerte der Regenhöhen der Teilstücke vor und nach der Sprungstelle.

5.3.1 Pettitt-Mann-Whitney-Test

Der Pettitt-Mann-Whitney-Test ist ein nicht-parametrischer Test für die Überprüfung von Sprungstellen des Mittelwertes (Pettitt, 1979; Kang und Yusof, 2012; Zarenistanak et al., 2014; Jaiswal et al., 2015; Naghettini, 2017; Shen et al., 2018; Salehi et al., 2020). Der Test wird für die Detektion einer einzelnen Sprungstelle angewendet, wenn deren Zeitpunkt nicht bekannt ist. Für x_1, \dots, x_n beobachtete Werte wird die K_n -Statistik berechnet über:

$$K_n = \max |U_{t,n}| \quad \text{Gleichung (5.11)}$$

Dabei ist $U_{t,n}$ definiert zu

$$U_{t,n} = \sum_{i=1}^t \sum_{j=t+1}^n \text{sgn}(X_i - X_j) \quad \text{Gleichung (5.12)}$$

mit:

$$\text{sgn}(X_i - X_j) = \begin{cases} +1, & \text{für } X_i > X_j \\ 0, & \text{für } X_i = X_j \\ -1, & \text{für } X_i < X_j \end{cases} \quad \text{Gleichung (5.13)}$$

Die Sprungstelle zu einem Signifikanzniveau α (hier $\alpha = 5\%$) liegt an der Stelle K_n für $p \leq 0,05$:

$$p = 2 \cdot \exp\left(\frac{-6K_n^2}{n^3 + n^2}\right) \quad \text{Gleichung (5.14)}$$

5.3.2 Wilcoxon-Mann-Whitney-Test (U-Test)

Ein weiterer, robuster Test zur Homogenitätsprüfung des Mittelwerts einer Zeitreihe ist der Wilcoxon-Mann-Whitney-Test (auch Rangsummen- oder U-Test). Der nicht-parametrische Test basiert auf Rängen zwischen den einzelnen Werten der Stichprobe und setzt unabhängige Stichprobenwerte voraus (Pfeifer et al., 2015). Der Wilcoxon-Mann-Whitney-Test kann ebenfalls für die Testung der Varianz genutzt werden und berechnet eine Sprungstelle zum Zeitpunkt c , wenn W_{max} ausreichend groß wird, mit:

$$W_{max} = \max_{1 \leq c < n} W_c \quad \text{Gleichung (5.15)}$$

Dabei ist W_c definiert zu:

$$W_c = 12 \frac{\left[\sum_{i=1}^c r_i - \frac{c(n+1)}{2} \right]^2}{c(n-c)(n+1)} \quad \text{Gleichung (5.16)}$$

mit:

- r_t Rang des t -ten Elementes
(wenn z. B. X_{33} der 10-größte Wert ist, ist $r_{33} = 10$)
- n Stichprobenumfang

Der Zeitpunkt c , für den W_c maximal wird, entspricht der Sprungstelle. Für diesen Punkt unterscheiden sich die Ränge der beiden Teilzeitreihen (vor und nach der Sprungstelle) am stärksten. Kritische Werte für W_{max} unter Ablehnung der Nullhypothese sind in Tabelle 5.1 dargestellt (Reeves et al., 2007).

Tabelle 5.1: Kritische Werte für W_{\max} (nach Reeves et al., 2007).

Anzahl Beobachtungen	W_{\max}
25	7,08
50	7,93
75	8,38
100	8,77
...	...

Der Wilcoxon-Mann-Whitney-Test weist eine hohe Sensitivität in den Randbereichen der Zeitreihen auf, sodass dort häufiger Sprungstellen detektiert werden. Es bedarf daher einer gesonderten Betrachtung und Bewertung der Ergebnisse nach entsprechend durchgeführten Analysen.

5.4 Test auf Vorliegen einer Autokorrelation

Mittels der Autokorrelationsfunktion (engl. *autocorrelation function*, ACF) werden lineare Abhängigkeiten einzelner Werte *innerhalb einer* Zeitreihe untersucht. Dabei wird die Reihe um einen definierten Abstand k (engl. *lag*) gegen sich selbst verschoben (z. B. Mudersbach, 2009; Shumway und Stoffer, 2017). Liegt eine Autokorrelation (auch serielle Korrelation, engl. *serial correlation*) vor, so ist der Wert zum Zeitpunkt t z. B. mit den Werten zu den Zeitpunkten $t - 1$, $t - 2$, $t - 3$, ... korreliert. Da autokorrelierte Daten, wie in Abschnitt 5.2.3 aufgeführt, zu einer fehlerhaften Teststatistik, z. B. des M-K-Tests, führen können, wird das Verfahren zum Test auf Vorliegen einer Autokorrelation an dieser Stelle ergänzend aufgeführt.

Die ACF ist z. B. nach Shumway und Stoffer (2017) definiert zu:

$$\rho(k) = \frac{\gamma(t+k, t)}{\sqrt{\gamma(t+k, t+k) \cdot \gamma(t, t)}} = \frac{\gamma(k)}{\gamma(0)} \quad \text{Gleichung (5.17)}$$

Dabei ist γ die Autokovarianzfunktion der originalen ($\gamma(0)$) bzw. der um den Abstand k verschobenen ($\gamma(k)$) Werte der Zeitreihe. Der Wertebereich der dimensionslosen ACF $\rho(k)$ liegt zwischen +1 und -1. Der Wert $\rho(k) = 1$ stellt einen vollständig positiven, der Wert $\rho(k) = -1$ einen vollständig negativen linearen Zusammenhang dar. Für den Wert

$\rho(k) = 0$ liegt kein Zusammenhang vor (Schönwiese, 2006). Die Signifikanz der Autokorrelation wird anhand des 95 %-Signifikanzniveaus α bestimmt, welches bei einem Stichprobenumfang von n , z. B. nach Schlittgen und Streitberg (1999) definiert ist zu:

$$\alpha = \pm \frac{1,96}{\sqrt{n}} \quad \text{Gleichung (5.18)}$$

Bei einem *Lag* von $k = 0$ berechnet sich der Wert $\rho(k)$ der ACF stets zu $\rho(k = 0) = 1$, da die Reihe mit sich selbst (auto-)korreliert wird. Eine Autokorrelationsfunktion mit einem *Lag* von $k = 1$ wird auch Autokorrelation 1. Grades bezeichnet. Die nachfolgende Abbildung 5.2 zeigt die ACF für ein synthetisch generiertes ARIMA-Modell mit dazugehörigem Signifikanzniveau.

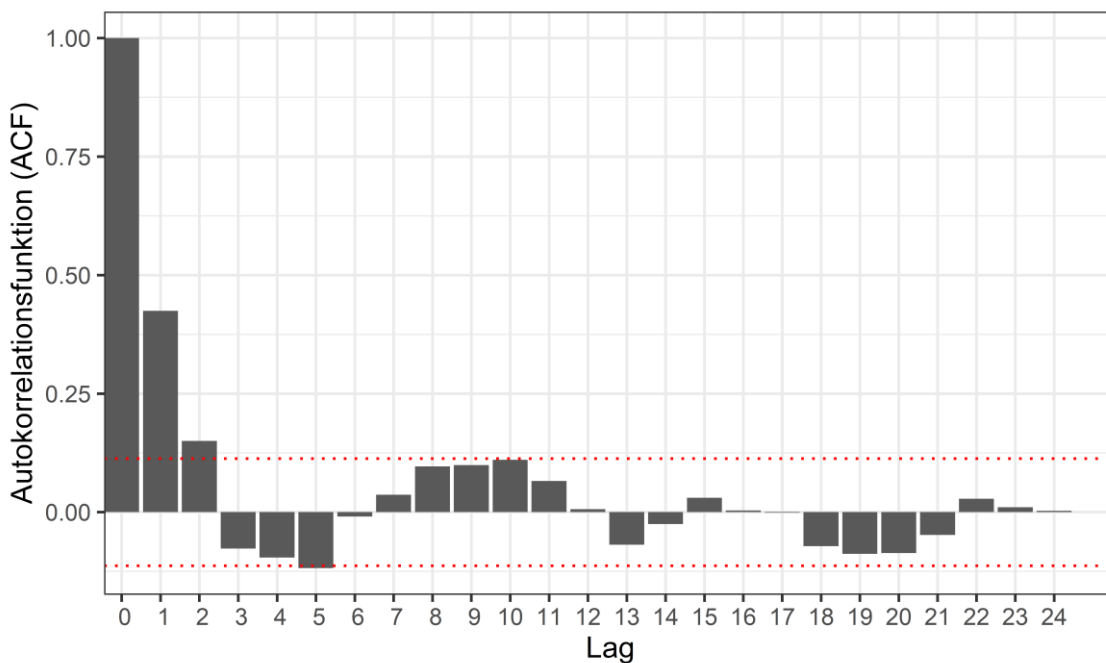


Abbildung 5.2: Autokorrelationsfunktion einer synthetisch generierten Zeitreihe (ARIMA-Modell) mit dazugehörigem Signifikanzniveau (rote Linie).

Weiterführend können autoregressive Modelle (AR-Modelle) zur Beschreibung und synthetischen Generierung von Zeitreihen genutzt werden. AR-Modelle basieren auf der grundlegenden Annahme, dass die Beobachtung zum aktuellen Zeitpunkt y_t von der Beobachtung des vorhergehenden Zeitpunktes y_{t-1} (Prädiktor/deterministischer Anteil) sowie einem Zufallsanteil z_t (stochastischer Anteil) abhängt bzw. durch diese beiden Komponenten mit dem autoregressiven Koeffizienten β_i beschreiben werden kann. Nach Maniak (2016) ergibt sich somit das autoregressive Modell erster Ordnung (AR(1)-Modell) zu:

$$y_t = \beta_1 y_{t-1} + z_t \quad \text{Gleichung (5.19)}$$

AR-Modelle beschreiben somit die Werte der Zeitreihe über Linearkombinationen der vorangegangenen Beobachtungen und einem Zufallsanteil z_t . Dem gegenüber stehen Modelle des gleitenden Mittelwerts der Ordnung q (engl. *moving average model*, MA(q)-Modelle). Dabei werden die Linearkombinationen des Zufalls- oder Fehleranteils der vorangegangenen Beobachtungen $z_t, z_{t-1}, z_{t-2}, \dots, z_{t-q}$ für die Beschreibung der Werte genutzt. Ein MA-Modell erster Ordnung (MA(1)-Modell) ist mit dem Parameter θ nach Shumway und Stoffer (2017) definiert zu:

$$y_t = z_t + \theta_1 z_{t-1} \quad \text{Gleichung (5.20)}$$

Die AR-Modelle werden häufig mit einem *Moving-Average*- bzw. *Integrated-Moving-Average*-Modell kombiniert. Die gekoppelten Modelle werden als ARMA- bzw. ARIMA-Modell bezeichnet. Beide Modelle generieren die Werte der Zeitreihe aus einem autoregressiven Anteil eines vorgegebenen Lags k sowie einem Zufallsanteil, generiert über einen gleitenden Mittelwert aus q Werten (ARMA(k, q)) bzw. ARIMA(k, d, q). Dabei setzen ARMA-Modelle stationäre und gleichverteilte Zeitreihen voraus (z. B. Box und Jenkins, 1976), wohingegen ARIMA-Modelle genutzt werden, um bei Vorliegen eines instationären Prozesses, die benötigte Stationarität über Differenzenbildung aus d Werten zu erzeugen (Shumway und Stoffer, 2017).

5.5 Homogenisierung von Zeitreihen

Durch eine Homogenisierung können z. B. Trends und Sprungstellen aus der zu modellierenden Zeitreihe entfernt werden. Die instationäre Zeitreihe wird somit in eine stationäre Zeitreihe überführt (Mudersbach, 2009; Maniak, 2016). Die Homogenisierung empfiehlt sich nach DWA (2012b) jedoch nur dann, wenn die Ursachen der Inhomogenitäten entsprechend bekannt sind, andernfalls ist auf eine Homogenisierung zu verzichten. Bei fehlender Kenntnis über diese Ursachen sind umfangreiche Recherchen durchzuführen sowie weiterführende Informationen in Form von Modellergebnissen (deterministische Klima- oder N-A-Modelle) heranzuziehen (vgl. Bender, 2015; De Luca und Galasso, 2018).

Bei einer Homogenisierung finden unterschiedliche Verfahren Anwendung, wie z. B.:

- Homogenisierung über linearen Trend,

- Homogenisierung über Mittelwert nach Detektion einer Sprungstelle oder
- Homogenisierung über *Pre-whitening*- (PW) bzw. *Trend-free-pre-whitening*- (TFPW) Ansatz.

Es wird nachfolgend die Homogenisierung über den Mittelwert nach Detektion einer Sprungstelle aufgeführt, da dieser Ansatz in der vorliegenden Dissertation genutzt wurde. Hinsichtlich der alternativen und weiterführenden Verfahren wird beispielsweise auf Kulkarni und von Storch (1995), Yue et al. (2002), Hamed (2008), Serinaldi und Kilsby (2016) sowie Razavi und Vogel (2018) verwiesen.

Nach Detektion einer Sprungstelle des Mittelwertes einer Zeitreihe ZR unter Verwendung des Pettitt-Mann-Whitney- oder Wilcoxon-Mann-Whitney-Tests (Abschnitt 5.3.1 bzw. 5.3.2) können die Beobachtungswerte vor oder nach dieser Sprungstelle über die Mittelwerte der einzelnen Teilzeitreihen homogenisiert werden. Abbildung 5.3 visualisiert die nachfolgend beschriebene Vorgehensweise.

Die Zeitreihe ZR wird dazu an der Sprungstelle geteilt, wobei die erste Teilzeitreihe $ZR1$ die Beobachtungswerte vor, die zweite Teilzeitreihe $ZR2$ die Werte nach der Sprungstelle enthält. Anschließend werden die arithmetischen Mittelwerte für beide Teilzeitreihen berechnet (MW_{ZR1} , MW_{ZR2}). Die homogenisierte Teilzeitreihe $ZR1_{neu}$ ergibt sich über:

$$ZR1_{neu} = ZR1 - MW_{ZR1} + MW_{ZR2} \quad \text{Gleichung (5.21)}$$

Abschließend werden die beiden Reihen wieder zusammengefügt und ergeben die über den Mittelwert homogenisierte Zeitreihe.

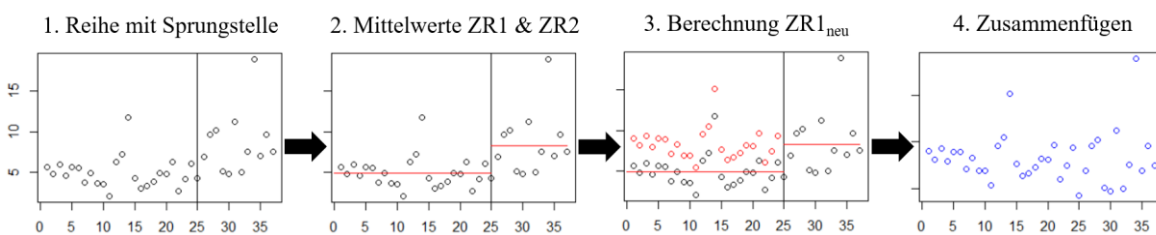


Abbildung 5.3: Visualisierung der Homogenisierung einer Zeitreihe über den Mittelwert nach Detektion einer Sprungstelle.

5.6 Diskussion

Die dargestellten Tests stellen eine Auswahl möglicher Verfahren zur Detektion von Instationaritäten in hydrometeorologischen Daten dar. Anhand der Ergebnisse eines einzelnen Tests kann im Allgemeinen keine Aussage über die Art einer detektierten Instationarität getroffen werden.

Eine mittels des M-K-Tests detektierte Instationarität kann sowohl aus einer stetigen als auch aus einer abrupten Änderung in den Beobachtungsdaten resultieren (Chebana et al., 2013). Ebenfalls ein Trend, der über eine lineare Regression ermittelt wurde, kann möglicherweise aus einer vorliegenden Sprungstelle resultieren. Anhand der Wilcoxon-Mann-Whitney Teststatistik lässt sich ebenfalls keine eindeutige Aussage darüber treffen, ob die untersuchte Zeitreihe lediglich eine Sprungstelle als Instationarität oder möglicherweise zusätzlich auch einen Trend aufweist. Es bedarf somit einer Gegenüberstellung und Kombination der unterschiedlichen statistischen Tests sowie eine differenzierte Betrachtung der Datengrundlage, um eine eindeutige Aussage bezüglich möglicher Instationaritäten treffen zu können.

Die Homogenisierung von Zeitreihen stellt einen vereinfachten Ansatz dar, Instationaritäten unter weiterer Verwendung stationärer, extremwertstatistischer Analysen zu berücksichtigen. Durch die Entfernung von Trends und anderen Inhomogenitäten aus den zu modellierenden Datensätzen gehen jedoch zum Teil wichtige Informationen und Langzeitsignale aus den beobachteten Werten verloren. So eliminiert die Homogenisierung einer Zeitreihe mittels linearem Trend auf ein Bezugsjahr insbesondere die Mittelwert-Instationarität (Mudersbach, 2009). Wird beispielsweise aus einer homogenisierten jedoch anfänglich trendbehafteten Zeitreihe auf ein zukünftiges Verhalten der Messgröße geschlossen, so kann diese Annahme mit erheblichen Fehleinschätzungen verbunden sein.

Mittels instationärer Modelle (vgl. Abschnitt 3.3) können die zeitlichen Veränderungen bei der Anpassung extremwertstatistischer Modelle berücksichtigt werden. Dabei impliziert die Anwendung der instationären Modelle keineswegs das Vorhandensein bestimmter Trends und kann somit auch bei (schwach) stationären Stichproben angewendet werden. Um die unter Umständen in den Zeitreihen enthaltene Trendkomponente durch eine Homogenisierung nicht zu dämpfen bzw. zu entfernen, wird daher bewusst auf eine Homogenisierung der Serien der AMAX-Werte im Voraus zur Anpassung instationärer extremwertstatistischer Modelle verzichtet.

6 Stationäre Extremwertstatistik

6.1 Allgemeines

Stationäre extremwertstatistische Modelle bilden die Grundlage für die instationäre Extremwertstatistik (Abschnitt 7). Die stationären Modelle können in uni-, bi- und multivariate Modelle unterteilt werden, wobei in der vorliegenden Arbeit ausschließlich die univariaten Modelle Anwendung finden. Die extremwertstatistischen Modelle im Allgemeinen beschreiben das Verhalten beobachteter Zufallsvariablen (Stichprobe) in deren Randbereichen – die Extremwerte, wie Minima und Maxima. Im weiteren Verlauf werden die Extremwerte in Form von AMAX-Werten $\max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ betrachtet (siehe auch Abschnitt 3.2). Weitere Ausführungen und Beispiele zur Anwendung auf Minima sind z. B. Coles (2001) zu entnehmen.

Ziel extremwertstatistischer Untersuchungen ist es, aus der Stichprobe, welche die aktuell verfügbaren Informationen in Form von Beobachtungen widerspiegelt, auf die Grundgesamtheit zu schließen (Bender, 2015; Maniak, 2016). Im Hinblick auf eine Bauwerksbemessung unter Annahme einer bestimmten Belastungsgröße sollen die Fragen beantwortet werden, mit welcher Häufigkeit eine bestimmte Größe statistisch gesehen auftritt und mit welcher Größe bzw. welchem Extremwert in einer bestimmten Zeitspanne (im statistischen Mittel) zu rechnen ist. Darüber hinaus soll eine Aussage darüber getroffen werden können, mit welcher Wahrscheinlichkeit P ein Ereignis auftritt, bei dem das geplante Bauwerk Schaden nimmt oder sogar zerstört wird.

Die Wahrscheinlichkeit P (engl. *probability*) kann als Maß für die Erwartung beschrieben werden, mit der ein Ereignis E eintritt. Die Eintrittswahrscheinlichkeit $P(E)$ für das Zufallsereignis E kann dabei Werte zwischen Null – ein praktisch unmögliches Ereignis – und 1 – ein mit Sicherheit eintretendes Ereignis – annehmen (Maniak, 2016).

$$0 < P(E) < 1 \qquad \text{Gleichung (6.1)}$$

In der Hydrologie liegt ein besonderer Fokus auf der Größe der Über- ($P_{\bar{U}}$) bzw. Unterschreitungswahrscheinlichkeit (P_U) eines Ereignisses X . P_U beschreibt die Wahrscheinlichkeit, dass eine Zufallsgröße X nur Werte \leq eines Schwellenwertes x annimmt. P_U wird definiert zu:

$$P_U = P(X \leq x) = F_X(x) \quad \text{Gleichung (6.2)}$$

mit:

$F_X(x)$ Verteilungsfunktion der Zufallsvariablen X

Die Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\bar{U}}$ beschreibt – als komplementäres Ereignis – die Wahrscheinlichkeit der Überschreitung eines Schwellenwertes x durch die Zufallsvariable X und ist definiert zu:

$$P_{\bar{U}} = P(X > x) \quad \text{Gleichung (6.3)}$$

Somit gilt:

$$P_{\bar{U}} = 1 - P_U = 1 - F_X(x) = \bar{F}_X(x) \quad \text{Gleichung (6.4)}$$

$P_{\bar{U}}$ und P_U sind dimensionslose Größen, werden in der Praxis jedoch häufig mit der Eintrittsrate $1/a$ versehen (Mudersbach, 2009). Erfolgt die Stichprobengewinnung über ein Block-Modell (vgl. Abschnitt 3.2), liegen also jährliche Extremwerte für die Untersuchungen vor, so wird der durchschnittliche Zeitabschnitt zwischen dem Eintreten von Ereignissen X mit der gleichen Eintrittswahrscheinlichkeit bzw. dem Erreichen oder Übertreffen des Schwellenwertes x ($X > x$) auch als mittleres Wiederkehrintervall T oder als Jährlichkeit bezeichnet. Die Berechnung von T erfolgt dann mit (z. B. Serinaldi, 2015):

$$T = \frac{1}{P_{\bar{U}}} = \frac{1}{1 - P_U} \quad \text{Gleichung (6.5)}$$

Wird explizit nach der Eintrittswahrscheinlichkeit $P(E)$ eines Ereignisses innerhalb einer Zeitspanne t gesucht (vgl. auch Abschnitt 11.3), so ist die Angabe über die dargestellte Jährlichkeit T als *mittlerer* Wert für die Eintrittswahrscheinlichkeit nicht geeignet. An dieser Stelle kann die Eintrittswahrscheinlichkeit eines T -jährlichen Ereignisses innerhalb der Zeitspanne t durch die Annahme eines diskreten *Poisson-Prozesses* erfolgen. Nach Jones (2014)

lässt sich die *Binomial-Verteilung* für große n (nach Maniak (2016) für $n > 30$) durch die *Poisson-Verteilung* approximieren. Diese ist mit λ als Eintrittsrate definiert zu:

$$P(X_t = x) = \frac{(\lambda \cdot t)^x}{x!} \cdot e^{-\lambda \cdot t} \quad \text{Gleichung (6.6)}$$

Mit $1/\lambda$ als mittlere Zeitspanne zwischen zwei gleichen Ereignissen und der Annahme, dass innerhalb einer Zeitspanne kein Ereignis auftritt ($x = 0$ und damit $0! = 1$), folgt Gleichung (6.6) zu:

$$P(X_t = 0) = P_U = \frac{(\lambda \cdot t)^0}{0!} \cdot e^{-\lambda \cdot t} = e^{-\lambda \cdot t} = F(x) \quad \text{Gleichung (6.7)}$$

worüber sich die Unterschreitungswahrscheinlichkeit für ein T -jährliches Ereignis berechnet und somit die *Poisson-Verteilung* mit der Extremwertverteilung $F(x)$ (vgl. Abschnitt 6.2) zusammenführen lässt (Mudersbach, 2009).

Es gilt weiter der folgende Zusammenhang zwischen der Über- bzw. Unterschreitungswahrscheinlichkeit P_U und der Eintrittsrate λ :

$$\lambda = \frac{-\ln(P_U)}{t} \text{ und } \frac{1}{\lambda} = \frac{t}{-\ln(P_U)} = T \quad \text{Gleichung (6.8)}$$

bzw.

$$\lambda = -\frac{\ln(1-P_{\bar{U}})}{t} \text{ und } \frac{1}{\lambda} = \frac{t}{-\ln(1-P_{\bar{U}})} = T$$

Aus Gleichung (6.7) lässt sich der Zusammenhang für die Unterschreitungswahrscheinlichkeit P_U eines T -jährlichen Ereignisses innerhalb der Zeitspanne $t = T$ für die *Poisson-Verteilung* darstellen zu:

$$P_U = e^{-\lambda \cdot t} = e^{-\frac{1}{1} \cdot 1} = e^{-\frac{1}{2} \cdot 2} = \dots = e^{-\frac{1}{T} \cdot T} = 0,37 \quad \text{Gleichung (6.9)}$$

und

$$P_{\bar{U}} = 0,63$$

Der in Gleichung (6.7) bis in Gleichung (6.9) exemplarisch aufgeführte Zusammenhang ist in der folgenden Abbildung 6.1 exemplarisch dargestellt.

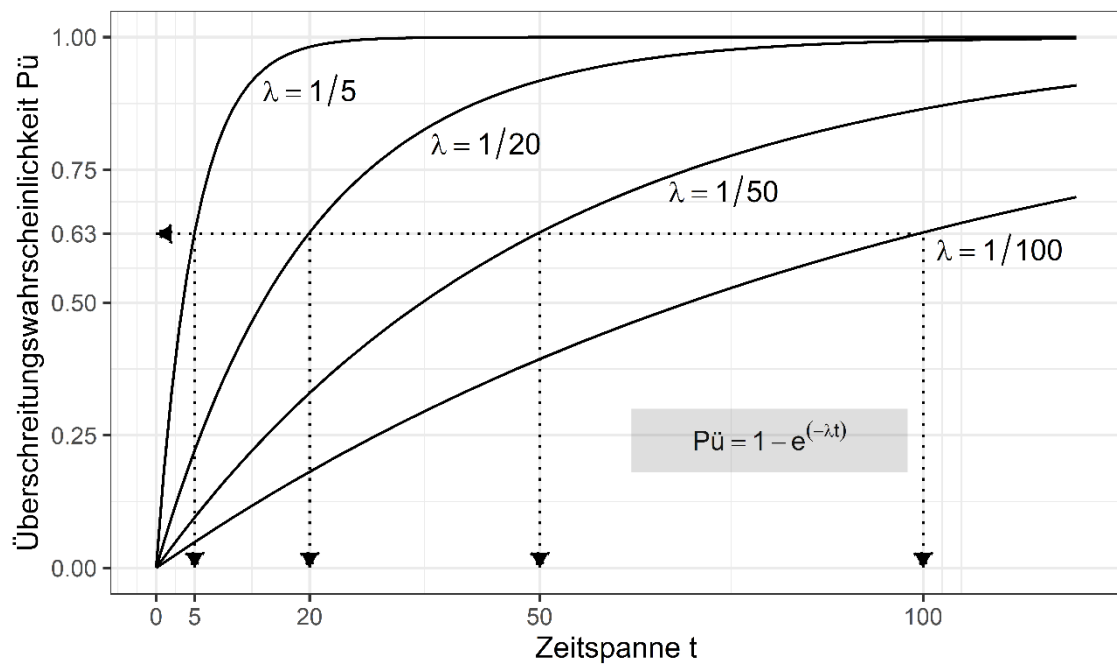


Abbildung 6.1: Exemplarische Poisson-Verteilung für Ereignisse mit unterschiedlichen Eintrittsraten (ergänzt nach Mudersbach, 2009).

6.2 Theoretische Verteilungsfunktionen

Werden die Werte einer beobachteten Zeitreihe als Stichprobe bzw. unabhängig und identisch verteilte Zufallsvariablen X_1, X_2, \dots, X_n mit endlichem Mittelwert μ und Varianz σ^2 bezeichnet, so konvergiert die Verteilung des Stichprobenmittelwertes \bar{X}_n für große n gegen eine Normalverteilung $N(\mu, \sigma^2)$. Dieses Grenzwerttheorem wird auch als *zentraler Grenzwertsatz* in der Statistik bezeichnet und hat z. B. nach Coles (2001) die folgende Notation:

$$\bar{X}_n \sim N(\mu, \sigma^2) \quad \text{Gleichung (6.10)}$$

mit:

\bar{X}_n Mittelwert der Stichprobe

$N(\mu, \sigma^2)$ Normalverteilung mit den Parametern μ und σ^2

Der zentrale Grenzwertsatz beschreibt das Verhalten der gesamten, zugrunde liegenden Stichprobe und kann in dieser Form (Gleichung (6.10)) nicht auf die Grenzverteilung der Maximalwerte einer Stichprobe $\max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ übertragen werden.

Die Grenzverteilung für Extremwerte aus einem Block-Modell (vgl. Abschnitt 3.2) wird nach dem Theorem von Fisher und Tippet (1928) in Form der GEV zusammengefasst und ist definiert zu:

$$GEV(z) = \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{z - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi}} \right\} \quad \text{Gleichung (6.11)}$$

mit:

- μ Lageparameter
- σ Skalenparameter
- ξ Formparameter
- z Merkmalswert

Das als *Hauptsatz der Extremwerttheorie* bezeichnete Theorem von Fisher und Tippet (1928) besagt, dass sich jede beliebige Extremwertverteilung in Form der Gleichung (6.11) darstellen lässt (vgl. auch Kotz und Nadarajah, 2000, Coles, 2001, Reiss und Thomas, 2001). Die GEV umfasst dabei die folgenden drei Typen der Extremwertverteilungen (vgl. Abbildung 6.2):

Typ I-*Gumbel*, kein oberer Grenzwert:

$$GEV(z) = \exp \left\{ - \exp \left[- \left(\frac{z - \mu}{\sigma} \right) \right] \right\}, -\infty < z < \infty \quad \text{Gleichung (6.12)}$$

Typ II-*Fréchet*, kein oberer Grenzwert:

$$GEV(z) = \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{z - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi}} \right\}, \text{ mit } \xi > 0 \quad \text{Gleichung (6.13)}$$

Typ III-*Weibull* mit oberem Grenzwert:

$$GEV(z) = \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{z - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi}} \right\}, \text{ mit } \xi < 0 \quad \text{Gleichung (6.14)}$$

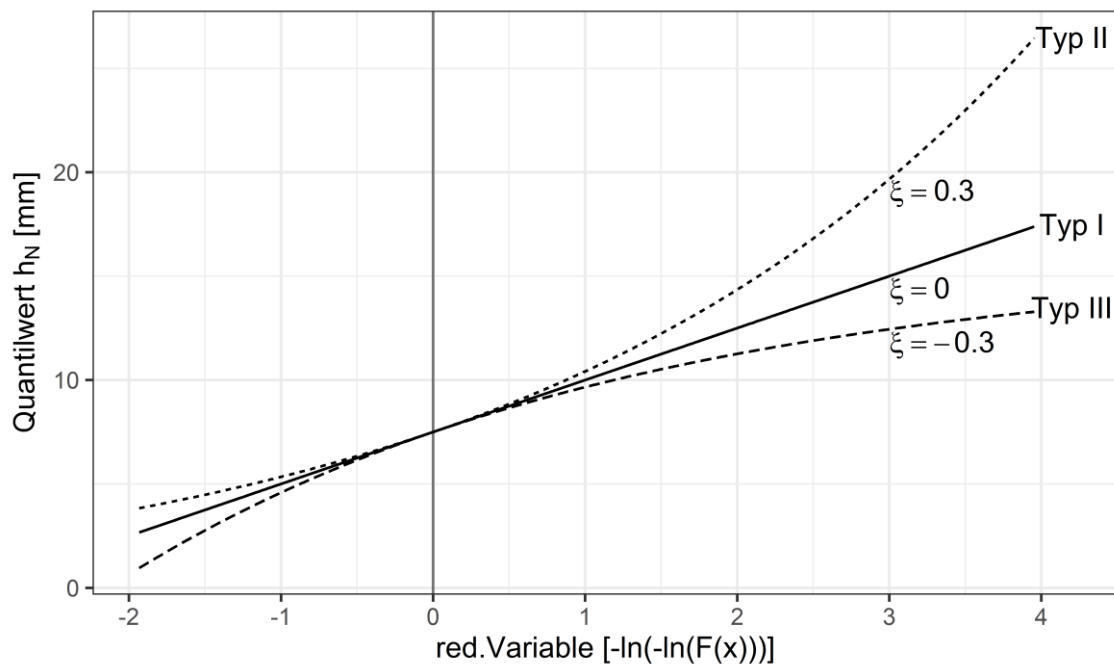


Abbildung 6.2: Quantil-Funktion für die drei Typen (I-Gumbel, II-Fréchet, III-Weibull) der GEV in Abhängigkeit des Formparameters ξ (ergänzt nach Coles, 2001).

Neben der Klassifizierung der GEV in Typ I, II oder III lassen sich die theoretischen Verteilungsfunktionen anhand der Anzahl ihrer Parameter unterscheiden. Dabei sind Verteilungsfunktionen mit zwei Parametern und damit konstanter Schiefe, wie beispielsweise die Gumbel-Verteilung (vgl. Abschnitt 4.2 und DWA, 2012a), deutlich robuster gegenüber dreiparametrischen Funktionen, weisen jedoch insbesondere in den durch niedrige Überschreitungswahrscheinlichkeiten gekennzeichneten rechten Rändern der Verteilung eine geringere Anpassungsgüte und damit Flexibilität auf (z. B. Papalexiou und Koutsoyiannis, 2013, Fischer und Schumann, 2018). Eine höhere Flexibilität wird durch die Hinzunahme des Formparameters als dritten Parameter erreicht, da dieser maßgeblich die Schiefe und damit einhergehend die Ränder der Verteilung bestimmt (Fischer und Schumann, 2018).

Vorteil der GEV ist, dass vor Anwendung keine Festlegung auf eine der drei Verteilungsfunktionen erfolgen muss, sondern die Wahl der Verteilungsfunktion durch Schätzung der Parameter (μ, σ, ξ) aus der Stichprobe erfolgt. Die GEV wird im internationalen Raum für die Analyse von jährlichen Extremniederschlägen in annähernd allen Dauerstufen empfohlen (vgl. Bonnin et al., 2004, Fischer und Schumann, 2018). Bei Anwendung der GEV, insbesondere bei kurzen Zeitreihen, gilt der Formparameter ξ als äußerst sensitiv und beinhaltet eine hohe Schätzvarianz (Bücher et al., 2020), sodass wie beispielsweise in Martins und

Stedinger (2000) vorgeschlagen, entsprechende Einschränkungen des Wertebereichs für den Schätzer (siehe z. B. Papalexiou und Koutsoyiannis, 2013 oder Ragulina und Reitan, 2017) berücksichtigt werden müssen. Alternativ dazu können Wertebereiche oder Startwerte für eine Schätzung aus Karten mit regionalisierten Formparametern, wie z. B. in HFAWG (2019), abgeleitet werden.

6.3 Parameterschätzung

6.3.1 Allgemeines

Die Parameter einer theoretischen Verteilungsfunktion (z. B. für die GEV) können nur aus einer oder mehreren Stichproben geschätzt werden und lassen sich nicht direkt aus der Grundgesamtheit ableiten. Man spricht daher von einer Parameterschätzung (Mudersbach, 2009, Naghettini, 2017), die mit einer möglichst kleinen Fehlervarianz nah am Erwartungswert (Wert der Grundgesamtheit) liegen sollte. Es werden somit *konsistente* Parameter, die „mit wachsendem Stichprobenumfang gegen [die] Parameter der Grundgesamtheit streben“ (Maniak, 2016, S. 141) gefordert.

Die Parameterschätzung kann sowohl über grafische (Plotting-Positionen) als auch mathematisch numerische Verfahren erfolgen. In der hydrologischen Praxis haben sich dafür die Momenten-Methode (MOM), die Wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente (PWM), die L-Momenten-Methode (LM) und die Maximum-Likelihood-Methode (MLE) etabliert (z. B. DWA, 2012b; Naghettini, 2017). Ergänzend wird an dieser Stelle die GMLE z. B. nach Martins und Stedinger, 2000 (siehe ebenfalls Abschnitt 3.2) aufgeführt. Die GMLE-Methode zählt zu den Bayesschen Verfahren. Diese weiterentwickelten Verfahren werden in aktuellen Untersuchungen parallel und vergleichend zu den zuvor genannten, etablierteren Verfahren genutzt (siehe z. B. Lutz et al., 2020; Bücher et al., 2020). Die GMLE-Verfahren finden aufgrund der zum Teil deutlich höheren Komplexität zum jetzigen Zeitpunkt jedoch keine weit verbreitete Anwendung in der Praxis.

6.3.2 Momentenmethode

Für die Parameterschätzung mittels der MOM (auch Produktmomente) werden die statistischen Momente (Ursprungsmoment und Zentralmomente) der Stichprobe genutzt. Diese beschreiben das Verhalten aller Werte der Stichprobe, z. B. mit Lagemaß (Mittelwert),

Streuemaß (Varianz) und der Spannweite sowie mit der Symmetrie oder Asymmetrie (Schiefe). Die ersten drei statistischen Momente sind:

$$m_1 = \bar{x} = \mu = \left(\frac{1}{n}\right) \cdot \sum x_j, \text{ (Mittelwert)} \quad \text{Gleichung (6.15)}$$

$$m_2 = s^2 = \sigma^2 = \left[\frac{n}{n-1}\right] \cdot \left[\sum (x_j - m_1)^2\right], \text{ (Varianz)} \quad \text{Gleichung (6.16)}$$

$$m_3 = \left[\frac{n}{(n-1) \cdot (n-2)}\right] + \left[\sum (x_j - m_1)^3\right], \text{ (Schiefe)} \quad \text{Gleichung (6.17)}$$

Seltener wird zusätzlich das vierte Moment, die Kurtosis (Wölbung), genutzt, mit der die Steilheit der Dichtefunktion beschrieben wird. Für die MOM entspricht die Anzahl der für die Berechnung herangezogenen Momente der Parameteranzahl der gewählten theoretischen Verteilungsfunktion.

Die theoretischen statistischen Momente werden den empirischen Momenten aus der Stichprobe gleichgesetzt und für die Beschreibung der Parameter genutzt. Für mehr als einen zu schätzenden Parameter ergeben sich Gleichungssysteme, die für gängige Verteilungsfunktionen, z. B. in DWA (2012b) vordefiniert sind. Ein Nachteil der MOM ist, dass die Ergebnisse stark durch vereinzelte Ausreißer beeinflusst werden (DWA, 2012b).

6.3.3 Wahrscheinlichkeitsgewichtete Momente

Bei der Parameterschätzung mittels PWM werden die jeweiligen Momente der Stichprobe mit den empirischen Wahrscheinlichkeiten der Stichprobe gewichtet. Unterliegt eine Zufallsvariable X der Verteilungsfunktion $F(x) = P(X \leq x)$, ergeben sich deren PWM nach Schumann (2007) zu:

$$M_{p,r,s} = \int_0^1 [x(F)]^p \cdot F^r + (1 - F)^s dF \quad \text{Gleichung (6.18)}$$

mit $p = 1$ und $s = 0$ zu:

$$\beta_r = M_{1,r,0} = \int_0^1 x(F) F^r dF \quad \text{Gleichung (6.19)}$$

Liegt eine Stichprobe mit einem Umfang von n Beobachtungen vor und werden diese aufsteigend mit $x_1 \leq x_2 \leq x_3 \leq \dots \leq x_n$ sortiert, so ergibt sich die Schätzung für die PWM nach Landwehr et al. (1979) biasfrei zu:

$$b_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(i-1)(i-2) \dots (i-r)}{(n-1)(n-2) \dots (n-r)} \cdot x_i \quad \text{Gleichung (6.20)}$$

mit $r = 1 \dots (n-1)$ und somit für die ersten drei Momente die folgenden Beziehungen:

$$\begin{aligned} r = 0 \quad b_0 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{x} \\ r = 1 \quad b_1 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(i-1)}{(n-1)} \cdot x_i \\ r = 2 \quad b_2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(i-1) \cdot (i-2)}{(n-1) \cdot (n-2)} \cdot x_i \\ r = 3 \quad b_3 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(i-1) \cdot (i-2) \cdot (i-3)}{(n-1) \cdot (n-2) \cdot (n-3)} \cdot x_i = \bar{x} \end{aligned} \quad \text{Gleichung (6.21)}$$

Es wird im Vergleich zur MOM (Abschnitt 6.3.2) auf die Verwendung von Potenzen der einzelnen Werte der Stichprobe verzichtet, wodurch die PWM bei extrem großen Werten weniger stark variieren (z. B. DWA, 2012b).

Die LM λ_n werden aus Linearkombinationen der PWM β_r berechnet. Diese stehen z. B. nach Asquith (2020) in folgendem Zusammenhang:

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= \beta_0 \\ \lambda_2 &= 2\beta_1 - \beta_0 \\ \lambda_3 &= 6\beta_2 - 6\beta_1 + \beta_0 \\ \lambda_4 &= 20\beta_3 - 30\beta_2 + 12\beta_1 - \beta_0 \end{aligned} \quad \text{Gleichung (6.22)}$$

Sowohl die PWM als auch die LM eignen sich für die Parameterschätzung bei einem kleinen Stichprobenumfang ($n = 15 \dots 25$) (Hosking et al., 1985; Katz et al., 2002).

6.3.4 Maximum-Likelihood-Methode

Eine gebräuchliche und weit verbreitete Methode zur Schätzung der Parameter θ_j einer gegebenen theoretischen Verteilungsfunktion $F(x_i, \theta_j)$ bzw. Dichtefunktion $f(x_i, \theta_j)$ ist die MLE. Das Prinzip der MLE ist es, die Parameter für das Modell so zu bestimmen, dass das letztendlich gewählte Modell den jeweiligen Beobachtungen die höchste Wahrscheinlichkeit zuordnet (z. B. Coles, 2001).

Die beobachteten Maximalwerte x_1, x_2, \dots, x_n der Stichprobe X werden dabei als unabhängige Realisationen betrachtet. Die Likelihood-Funktion $L(\theta)$ ergibt sich nach Coles (2001) zu:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta_j) \quad \text{Gleichung (6.23)}$$

Der Schätzer $\hat{\theta}$ wird durch die Maximierung der Likelihood-Funktion $L(\theta)$ für θ gefunden, mit $\theta = (\mu, \sigma, \xi)$ bei Anwendung der GEV. Um an Stelle des Produkts in Gleichung (6.23) eine Summe zu maximieren, wird häufig mit der logarithmierten Likelihood-Funktion, der sogenannten Loglikelihood-Funktion $l(\theta)$, gerechnet:

$$l(\theta) = \log(L(\theta)) = \sum_{i=1}^n \log(f(x_i, \theta_j)) \quad \text{Gleichung (6.24)}$$

Die Maximalwerte ergeben sich für Gleichung (6.23) bzw. Gleichung (6.24) aus den folgenden Gleichungssystemen:

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_1} = 0; \frac{\partial L}{\partial \theta_2} = 0; \dots; \frac{\partial L}{\partial \theta_j} = 0 \quad \text{Gleichung (6.25)}$$

bzw.

$$\frac{\partial \log(L)}{\partial \theta_1} = 0; \frac{\partial \log(L)}{\partial \theta_2} = 0; \dots; \frac{\partial \log(L)}{\partial \theta_j} = 0 \quad \text{Gleichung (6.26)}$$

Vorteil der MLE-Methode gegenüber der in Abschnitt 6.3.2 und 6.3.3 aufgeführten Methoden ist, dass alle Stichprobenwerte den gleichen ausgewogenen Einfluss auf die Schätzung der Parameter haben (z. B. Rao und Hamed, 2000; DWA, 2012b). Nachteilig hingegen wird die Qualität des Schätzwertes des MLE-Verfahrens, insbesondere die des Formparameters ξ

der GEV, bei einem kleinen Stichprobenumfang n bewertet (z. B. Naghettini, 2017, siehe auch Abschnitt 3.2).

6.3.5 Generalisierte Maximum-Likelihood-Methode

Die generalisierte Maximum-Likelihood-Methode (GMLE) (z. B. Martins und Stedinger, 2000; AghaKouchak et al., 2013; Gilleland und Katz, 2016; Bücher et al., 2020; Lutz et al., 2020) stellt ein Verfahren dar, bei dem die Likelihood- bzw. Loglikelihood-Funktion der MLE-Schätzung durch einen Straf- bzw. Penalty-Term $\Omega(\theta) \geq 0$ (engl. *penalty term*) oder eine vorangestellte Verteilungsfunktion (engl. *prior distribution* auch *predictive distribution*) ergänzt wird. Dieser Term stellt eine Informationserweiterung dar und enthält beispielsweise Wertebereiche für mögliche Formparameter ξ der GEV-Verteilung sowie regionale oder saisonale Zusatzinformationen. Für einen vorgegebenen Formparameter mit $\xi_c = 0,3$ ergibt sich nach Bücher et al. (2020) der Strafterm mit dem Hyperparameter $\lambda \geq 0$ zu $\Omega_\lambda(\theta) = \lambda(\xi - \xi_c)^2$ und damit die Loglikelihood-Funktion für den Schätzer des Formparameters $\widehat{\theta}_\lambda$ der MLE zu:

$$\log(L(\widehat{\theta}_\lambda)) = \sum_{i=1}^n \log(f(x_i)) - \lambda(\xi - \xi_c)^2 \quad \text{Gleichung (6.27)}$$

Für $\lambda = \infty$ berechnet sich der Schätzer für den Formparameter zu $\hat{\xi} = \xi_c = 0,3$, mit $\lambda = 0$ hingegen ergibt sich der Schätzer für den Formparameter aus der MLE (vgl. Abschnitt 6.3.4). Der Wertebereich für $0 \leq \lambda \leq \infty$ beschreibt demnach den Unsicherheitsbereich für die Parameterschätzung. Martins und Stedinger (2000) nutzen die GMLE-Methode für den Formparameter ξ der GEV mit einer Beta-Verteilung für den Wertebereich $[-0,5; +0,5]$ sowie den Parametern der Beta-Verteilung $p = 6$ und $q = 9$ und erreichen somit auch bei einem kleinem Stichprobenumfang ($n \leq 50$) gute Schätzwerte für ξ .

7 Instationäre Extremwertstatistik

7.1 Allgemeines

Unabhängige und gleichverteilte Werte (*i.i.d.*-Kriterium), wie z. B. zu modellierende AMAX-Werte einer Stichprobe $\max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, liegen bei hydrometeorologischen Beobachtungen aufgrund von saisonalen Schwankungen, makro- oder mesoskaligen klimatischen Einflüssen sowie langzeitlichen Änderungssignalen häufig nicht vor (siehe Ausführungen in Abschnitt 3.3 und 5.1 sowie z. B. Coles (2001), Cheng und AghaKouchak (2014), Blöschl et al. (2019), Mudelsee (2019), Xavier et al. (2020) und Lengfeld et al. (2020)). Zeitabhängige Veränderungen, z. B. in Form von Trends, werden als Instationaritäten bezeichnet und müssen für die Anwendung stationärer extremwertstatistischer Modelle mittels Verfahren der Homogenisierung (Abschnitt 5.5) aus der Stichprobe entfernt werden, sodass die Beobachtungen das *i.i.d.*-Kriterium erfüllen. Alternativ können die Instationaritäten bei der sog. instationären extremwertstatistischen Modellierung über zeitabhängige Funktionen oder Kovariaten (engl. *covariates*) in den Parametern der Verteilungsfunktionen berücksichtigt werden (vgl. Coles, 2001; Mudersbach, 2009; Gilleland und Katz, 2016). Kovariate sind Variablen, die eine Zeitabhängigkeit in den zu modellierenden Parametern erzeugen können. Beispiele hierfür sind Klimaindizes, wie z. B. der SOI, die PDO, der MOI, die NAO oder Indikatoren für einen anthropogenen Einfluss auf ein ausgewähltes Einzugsgebiet (Naghetini, 2017)

7.2 Instationäre Modelle der Verallgemeinerten Extremwertverteilung

Gegeben seien AMAX-Werte einer Stichprobe $\max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, die ein instationäres, zeitabhängiges Verhalten aufzeigen. Für die GEV zur extremwertstatistischen Analyse dieser AMAX-Werte ergibt sich mit zeitabhängigen Parametern $\mu(t)$, $\sigma(t)$ und $\xi(t)$ der Verteilungsfunktion, z. B. nach Coles (2001), die folgende Notation:

$$GEV(z) = \exp \left\{ - \left[1 + \xi(t) \left(\frac{z - \mu(t)}{\sigma(t)} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi(t)}} \right\} \quad \text{Gleichung (7.1)}$$

mit:

- $\mu(t)$ zeitabhängiger Lageparameter
- $\sigma(t)$ zeitabhängiger Skalenparameter
- $\xi(t)$ zeitabhängiger Formparameter
- z Merkmalswert

Der Formparameter kann bei einem kleinem Stichprobenumfang nur mit geringer Genauigkeit geschätzt werden und neigt in diesem Fall oftmals zu unrealistischen Werten. Insbesondere für zeitlich hochaufgelöste Niederschlagsbeobachtungen (Auflösung < 1 h) stehen häufig nur kurze Zeitreihen (< 30 a) zur Verfügung, sodass unter Berücksichtigung dessen sowie der Sensitivität des Formparameters dieser als zeitlich invariant angesetzt wird (Martins und Stedinger, 2000; Coles, 2001; Naghettini, 2017).

Ein linearer Trend kann beispielsweise im Lage- (μ) und Skalenparameter (σ) über lineare Verläufe berücksichtigt werden, mit:

$$\begin{aligned} \mu(t) &= \beta_0 + \beta_1 t \text{ bzw.} \\ \sigma(t) &= \beta_0 + \beta_1 t \end{aligned} \quad \text{Gleichung (7.2)}$$

Komplexere Modelle sind ebenfalls abbildbar in der Form von quadratischen Funktionen:

$$\begin{aligned} \mu(t) &= \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2 \text{ bzw.} \\ \sigma(t) &= \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2 \end{aligned} \quad \text{Gleichung (7.3)}$$

oder bei Vorliegen einer Sprungstelle an der Stelle t_{CP} in der Form:

$$\begin{aligned} \mu(t) &= \begin{cases} \mu_1 \text{ für } t \leq t_{CP} \\ \mu_2 \text{ für } t > t_{CP} \end{cases} \text{ bzw.} \\ \sigma(t) &= \begin{cases} \sigma_1 \text{ für } t \leq t_{CP} \\ \sigma_2 \text{ für } t > t_{CP} \end{cases} \end{aligned} \quad \text{Gleichung (7.4)}$$

Als verkürzte Schreibweise für die linearen oder quadratischen Funktionen wird auch die folgende Schreibweise verwendet:

- GEV*(100) GEV mit linearem Verlauf des Lageparameters μ
- GEV*(210) GEV mit quadratischem Verlauf des Lageparameters μ
und linearem Verlauf des Skalenparameters σ

Soll alternativ zu einem linearen Trend oder einer Sprungstelle beispielsweise der Lageparameter $\mu(t)$ über einen Klimaindex K_{idx} modelliert werden, so ergibt sich der funktionale Zusammenhang wie folgt:

$$\mu(t) = \beta_0 + \beta_1 K_{idx}(t) \quad \text{Gleichung (7.5)}$$

Die dargestellten funktionalen Verläufe (Gleichung (7.2) bis Gleichung (7.5)) werden in der Extremwertstatistik auch als *parametrische Ansätze* bezeichnet.

Alternativ dazu können die zeitlichen Verläufe der Parameter auch über Zeitfenstermodelle geschätzt werden. Dazu werden bestimmte Ausschnitte der Zeitreihe innerhalb eines Zeitfensters – z. B. mit der Größe von 20 Jahren – getrennt voneinander betrachtet und analysiert. Die einzelnen Ausschnitte werden dabei in sich selbst als stationär angenommen. Das Zeitfenster wird schrittweise über die Zeitreihe geschoben und für jeden Abschnitt werden die Parameter der Verteilungsfunktion geschätzt. Die für jeden Zeitschritt berechneten Parameter werden abschließend über die Zeit aufgetragen und somit der zeitliche Verlauf dargestellt. Dieser Ansatz wird auch als *nicht-parametrischer Ansatz* bezeichnet (vgl. Mudersbach, 2009), findet in der vorliegenden Arbeit jedoch keine Anwendung, da die Datengrundlage im Mittel Aufzeichnungslängen von 40 a aufweist und somit keine ausreichende Länge für Zeitfenstermodelle darstellt. Weiter lassen die nicht parametrischen Ansätze aufgrund eines zunächst fehlenden funktionalen Zusammenhangs keine Extrapolation der Parameter zu, was ebenfalls gegen eine Verwendung dieses Ansatzes spricht.

7.3 Parameterschätzung

Für die instationären Modelle der GEV können die Parameter der Verteilungsfunktion unter Berücksichtigung der parametrisierten Modelle, wie auch bei der stationären GEV, über die MOM, die PWM, die MLE oder die GMLE geschätzt werden (vgl. Abschnitt 6.3).

Exemplarisch wird die Likelihood-Funktion $L(\theta)$ mit zeitabhängigen Parametern $\theta(\mu(t), \sigma(t), \xi(t))$ und der Dichtefunktion $f(x_i, \theta)$ dargestellt. Diese ergibt sich zu:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f\left(x_i, \theta(\mu(t), \sigma(t), \xi(t))\right) \quad \text{Gleichung (7.6)}$$

und die Loglikelihood-Funktion $l(\theta)$, zu:

$$l(\theta) = \log(L(\theta)) = \sum_{i=1}^n \log\left(f\left(x_i, \theta(\mu(t), \sigma(t), \xi(t))\right)\right) \quad \text{Gleichung (7.7)}$$

Die Schätzmethoden gleichen den bei der stationären Extremwertstatistik angewendeten Modellen. Daher wird an dieser Stelle auf Abschnitt 6.3 verwiesen.

8 Kriterien zur Modellauswahl

8.1 Einführung

Durch die sukzessive Anpassung eines statistischen Modells an die beobachteten Daten sollen ebendiese möglichst genau in einer mathematischen Form beschrieben werden können. Ziel ist es demnach, das *beste* Modell zu finden, welches die Stichprobe mit möglichst hoher Genauigkeit abbildet.

Für die Modellauswahl werden verschiedene statistische Tests bzw. Informationskriterien genutzt. Im Folgenden werden der in dieser Arbeit genutzte Likelihood-Ratio-Test (LRT), das Akaike-Informationskriterium (AIC) bzw. das korrigierte AIC (AICc) und das Bayessche Informationskriterium (BIC) dargestellt. Die aufgeführten Verfahren sind nach Xavier et al. (2019) je nach genutztem Modell (z. B. unterschiedlich komplexe Modelle der GEV) und Art der auszuwertenden Daten (synthetische Reihen oder originale Beobachtungsdaten) anzuwenden. Xavier et al. (2019) führen auf, dass das BIC für stationäre GEV-Modelle sowie instationäre GEV-Modelle mit linearem oder quadratischem Verlauf des Lagparameters die besten Ergebnisse liefert, das AIC bzw. AICc bei zusätzlich instationärer Modellierung des Skalenparameters gegenüber dem BIC und dem Likelihood-Ratio-Test (LRT) zu bevorzugen ist. Die Verfahren werden in der vorliegenden Arbeit parallel zueinander genutzt und entsprechend der Fragestellung zur Modellauswahl und Beschreibung der Anpassungsgüte bewertet. Dabei ist zu beachten, dass die nachfolgend aufgeführten Kriterien für den Vergleich bzw. die Gegenüberstellung von zwei Modellen verwendet werden und nicht per se zur Bewertung der Güte eines einzelnen Modells genutzt werden sollten.

8.2 Likelihood-Ratio-Test

Der Likelihood-Ratio-Test (LRT) ist ein Hypothesen-Test zur Auswahl zwischen zwei Modellen M_0 und M_a . Modell M_0 ist das sogenannte Null-Modell und M_a das komplexere Alternativmodell mit einer höheren Anzahl an Parametern, z. B.: $M_0 = GEV(\mu, \sigma, \xi)$ und

$M_a = GEV(\mu(t), \sigma, \xi)$). Wird die Parameteranzahl k des Modells M_a reduziert, so ergibt sich M_0 mit $k - q$ Parametern. Das Null-Modell ist somit im Alternativmodell genestet. Nach Coles (2001) und Naghettini (2017) folgt die Teststatistik D des Likelihood-Ratio-Tests einer Chi-Quadrat-Verteilung mit q Freiheitsgraden ($D \sim X_q^2$) und ist definiert zu:

$$D = 2\{l(\widehat{\theta}_{M_a}) - l(\widehat{\theta}_{M_0})\} \quad \text{Gleichung (8.1)}$$

mit:

$l(\widehat{\theta}_{M_a})$ und $l(\widehat{\theta}_{M_0})$ Maxima der Loglikelihood-Funktion der beiden Modelle
(siehe Abschnitt 6.3.4 und 7.3)

Ist die Teststatistik D größer als das $1 - \alpha$ Quantil der Chi-Quadrat-Verteilung ($D > X_{1-\alpha, q}^2$), so wird die Nullhypothese $H_0: \{M = M_0\}$ zugunsten der Alternativhypothese $H_1: \{M: M_a\}$ des LRT verworfen. Das komplexere Alternativmodell ist demnach – im Vergleich zum Null-Modell – besser zur Beschreibung der Stichprobe geeignet. In der Regel wird das Signifikanzniveau gesetzt zu $\alpha = 5\%$. Liegen die Werte der Teststatistik außerhalb dieses Bereiches, so ist das weniger komplexe Null-Modell ausreichend, die Stichprobe zu beschreiben und das Alternativmodell sollte verworfen werden.

8.3 Akaike-Informationskriterium und korrigiertes Akaike-Informationskriterium

Das Akaike Informationskriterium (AIC) basiert im Gegensatz zum LRT nicht auf mehreren Modellen, sondern auf der Parameteranzahl k sowie dem Maximum der Loglikelihood Funktion $l(\hat{\theta})$ eines einzelnen zu beschreibenden Modells. Somit kann das AIC auch bei nicht genesteten Modellen oder bei dem Vergleich einer Vielzahl von Modellen für die Modellauswahl herangezogen werden (z. B. AghaKouchak et al., 2013; Naghettini, 2017; Xavier et al., 2019). Voraussetzung für die Anwendung des AIC ist die Parameterschätzung mittels der MLE bzw. GMLE (vgl. Abschnitt 6.3.4 und 6.3.5).

Als Strafterm geht mit $2k$ die Komplexität des Modells und damit die Modellunsicherheit über die Parameteranzahl k in die Berechnung des AIC bzw. AICc ein. Im Hinblick auf die abschließend erfolgende Modellauswahl anhand des Informationskriteriums, steigt der AIC- bzw. AICc-Wert mit zunehmend komplexeren Modellen. Die Anpassungsgüte wird in Form des Maximums der Loglikelihood Funktion mit $2l(\hat{\theta})$ positiv berücksichtigt.

Das AIC ist definiert zu (z. B. Naghettini, 2017; Towler et al., 2020):

$$AIC = 2k - 2l(\hat{\theta}) \quad \text{Gleichung (8.2)}$$

mit:

- k Anzahl der im Modell enthaltenen Parameter
z. B. $k = 2$ für Gumbel-Verteilung mit $\theta(\mu, \sigma)$
- $l(\hat{\theta})$ Wert der Loglikelihood-Funktion

Bei dem Vergleich mehrerer Modelle ist das Modell mit dem kleinsten AIC-Wert zu bevorzugen.

Hurvich und Tsai (1989) schlagen die Anwendung des AICc vor, wenn der Quotient aus Anzahl der Beobachtungen N und Anzahl der geschätzten Parameter k kleiner 40 ist. Das korrigierte AIC ist definiert zu (z. B. Agilan und Umamahesh, 2017b; Naghettini, 2017):

$$AICc = 2k \left(\frac{N}{N-k-1} \right) - 2l(\hat{\theta}) \quad \text{Gleichung (8.3)}$$

mit:

- k Anzahl der im Modell enthaltenen Parameter
z. B. $k = 2$ für Gumbel-Verteilung mit $\theta(\mu, \sigma)$
- N Anzahl der Beobachtungen
- $l(\hat{\theta})$ Wert der Loglikelihood-Funktion

8.4 Bayessches Informationskriterium

Das Bayessche Informationskriterium (BIC), auch als Schwarz Information Criterion (SIC) bezeichnet, berücksichtigt wie auch das AICc den Stichprobenumfang bei der Berechnung des Strafterms. Im Vergleich zum AIC und AICc bevorzugt das BIC tendenziell weniger komplexe Modelle und ist definiert zu (z. B. Shumway und Stoffer, 2017; Xavier et al., 2019):

$$BIC = k \cdot \ln(N) - 2l(\hat{\theta}) \quad \text{Gleichung (8.4)}$$

mit:

- k Anzahl der im Modell enthaltenen Parameter
z. B. $k = 2$ für Gumbel-Verteilung mit $\theta(\mu, \sigma)$
- N Anzahl der Beobachtungen
- $l(\hat{\theta})$ Wert der Loglikelihood-Funktion

Wie auch beim AIC bzw. AICc ist das Modell mit dem kleineren BIC zu bevorzugen.

Die im Zuge der vorliegenden Arbeit aufgeführten extremwertstatistischen Modelle für Niederschlagshöhen beinhalten einen Ausgleich der Parameter (siehe Abschnitt 4.2 und 10) der genutzten Verteilungsfunktionen. Die Parametersätze werden während des Berechnungsprozesses angepasst, optimiert und somit gegebenenfalls leicht verändert. Ein Vergleich der genutzten extremwertstatistischen Modelle bzw. Verteilungsfunktionen ist somit vor und nach dem sogenannten Parameterausgleich möglich. Um final eine Aussage hinsichtlich der Anpassungsgüte zu tätigen, muss der Modelltest nach erfolgter Optimierung durchgeführt werden.

9 Auswahl von Schätzverfahren, Modellen und Kovariaten für die Parameter genutzter Verteilungsfunktionen

9.1 Beschränkung auf die Maximum-Likelihood-Methode zur Parameterschätzung

Vorab lässt sich keine allgemeine Aussage darüber treffen, welches Schätzverfahren prinzipiell zu nutzen ist, da bei einer entsprechend repräsentativen Stichprobe alle Verfahren zu vergleichbaren Ergebnissen führen und somit letztendlich von der Länge der Beobachtungsreihe abhängig sind. PWM bzw. LM variieren weniger stark bei dem Auftreten von Ausreißern als die Produktmomente und stellen besonders für kleine Stichproben robuste Schätzer dar (z. B. Yilmaz und Perera, 2014; Gilleland und Katz, 2016). Die Schätzparameter der PWM bzw. LM hängen jedoch stark von kleinen Beobachtungen ab und sind daher hinsichtlich der Extrapolation auf größere Jährlichkeiten zu hinterfragen (DWA, 2012b).

Demgegenüber steht die für lange Beobachtungsreihen ebenfalls robuste MLE, bei der alle Beobachtungen gleich gewichtet werden und die ergänzend dazu zur Bewertung der Güte genutzt werden kann (z. B. Fischer und Schumann, 2018). Liegen jedoch kürzere Zeitreihen vor, so kann die Anwendung der MLE bei der Anpassung der GEV zu schlechten Schätzergebnissen des Formparameters führen (siehe Abschnitt 3.2). Letzteres wird durch die Anwendung von GMLE-Methoden korrigiert, indem Straf-/Penalty-Terme für den Formparameter der GEV mit der MLE genutzt werden (siehe Abschnitt 6.3.5). Ergebnisse aus globalen und regionalen Untersuchungen auf Basis von Stationsbeobachtungen und synthetischen Zeitreihen zeigen, dass der Formparameter, insbesondere bei kurzen Zeitreihen, auf einen bestimmten Wertebereich eingeschränkt werden sollte, um für die Schätzung statistisch und physikalisch realistische Werte zu erhalten (Martins und Stedinger, 2000; Koutsoyiannis, 2004b; Papalexiou und Koutsoyiannis, 2013; Ragulina und Reitan, 2017; Lutz et al., 2020). Für die in der vorliegenden Arbeit genutzten Zeitreihen erfolgte eine Gegenüberstellung der Parameterschätzung für den Formparameter mittels der MLE-Methode und der GMLE-

Methode für alle Dauerstufenreihen sowie die Auswertung der Anpassungsgüte der aus den Schätzverfahren resultierenden GEV-Modellen. Es wurden drei unterschiedliche GEV-Modelle an die AMAX-Werte angepasst:

1. GEV000 stationär $\theta_1(\mu, \sigma, \xi)$,
2. GEV100 instationärer linearer Verlauf des Lageparameters $\theta_2(\mu(t), \sigma, \xi)$
und
3. GEV110 instationärer linearer Verlauf des Lage- und Skalenparameters $\theta_3(\mu(t), \sigma(t), \xi)$.

Dabei wurden die instationären Parameter sowohl über die Zeit t als auch zusätzlich unter Hinzunahme eines Klimaindex modelliert (siehe auch Abschnitt 9.3). Bei der GMLE-Methode wurde ein Penalty-Term nach Martins und Stedinger (2000) in Form einer Beta-Verteilung mit $p = 6$ und $q = 9$ im Wertebereich $[-0,5, +0,5]$ angesetzt (vgl. Abschnitt 6.3.5).

Abbildung 9.1 zeigt die Streuung der Schätzwerte des Formparameters ξ der drei GEV-Modelle in Abhängigkeit der genutzten Schätzverfahren (GMLE und MLE) und der Dauerstufe für die Kovariate Zeit. Es werden für alle GEV-Modelle und Dauerstufen sowohl positive als auch negative Werte des Formparameters mit den beiden genutzten Verfahren geschätzt. Aus der GMLE-Methode resultieren für das GEV000- und GEV100-Modell im Mittel größere und eine höhere Anzahl an positiven Formparametern, wohingegen die Streuung bei der MLE-Methode für alle GEV-Modelle größer ist. Die MLE-Methode erzeugt bei den vorliegenden Reihen Ausreißer, jedoch keine unplausiblen Schätzwerte. In diesem Zusammenhang wurde die Aufzeichnungslänge der genutzten Stationsdaten als ausreichend lang bewertet, sodass eine wie in Ragulina und Reitan (2017) oder Lutz et al. (2020) empfohlene Einschränkung des Formparameters zunächst nicht genutzt wurde. Diese wurde bei dem in Abschnitt 10 dargestellten Parameterausgleich verwendet, um plausible, dauerstufenübergreifende Parameterverläufe zu erhalten.

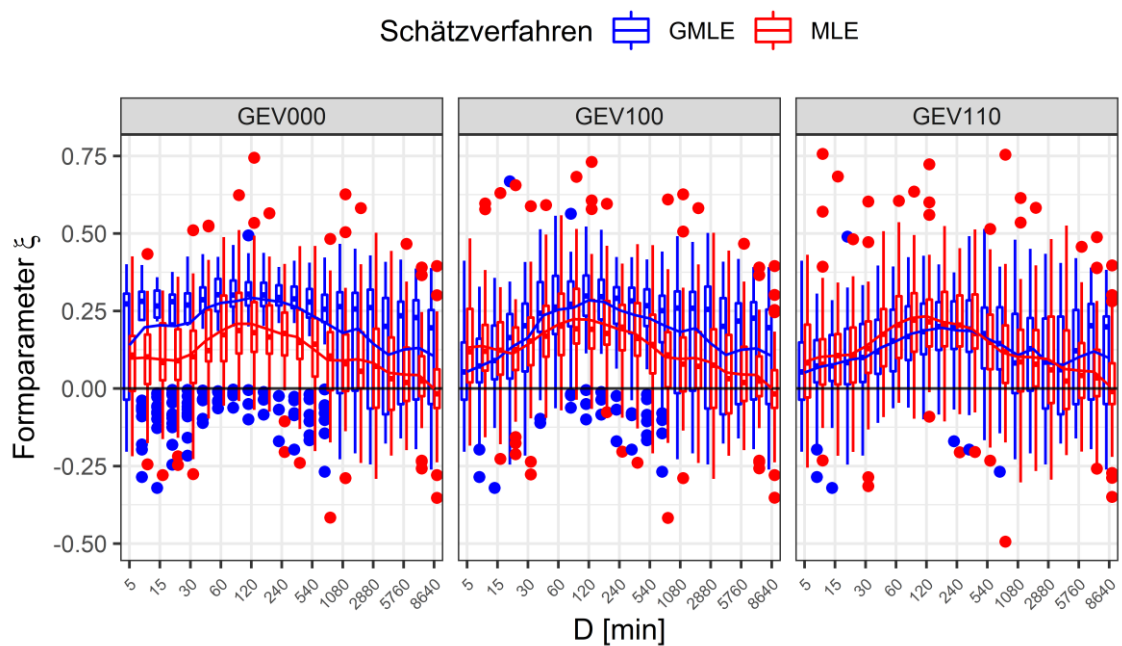


Abbildung 9.1: Streuung der Schätzwerte des Formparameters ξ für unterschiedliche Modelle der GEV in Abhängigkeit des genutzten Schätzverfahrens (GMLE, MLE) und der Dauerstufe. Die instationären Modelle der GEV (GEV100 und GEV110) wurden über die Zeit als Kovariate modelliert. Der Mittelwert der dauerstufenabhängigen Schätzwerte ist als blaue bzw. rote Linie dargestellt. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.

Abbildung 9.2 zeigt die Streuung des Formparameters ξ für die GEV-Modelle, welche unter Hinzunahme der jährlichen Temperaturwerte als Kovariate modelliert wurden. Beide Schätzverfahren weisen vereinzelte Ausreißer, jedoch für alle Dauerstufen plausible Schätzwerte für den Formparameter auf. Auch hier resultieren aus dem GMLE-Verfahren im Vergleich zum MLE-Schätzer durchschnittlich höhere Werte. Im Mittel sind die Schätzwerte für beide Verfahren bis auf die Dauerstufe $D=6$ d (8640 min) durchgehend positiv.

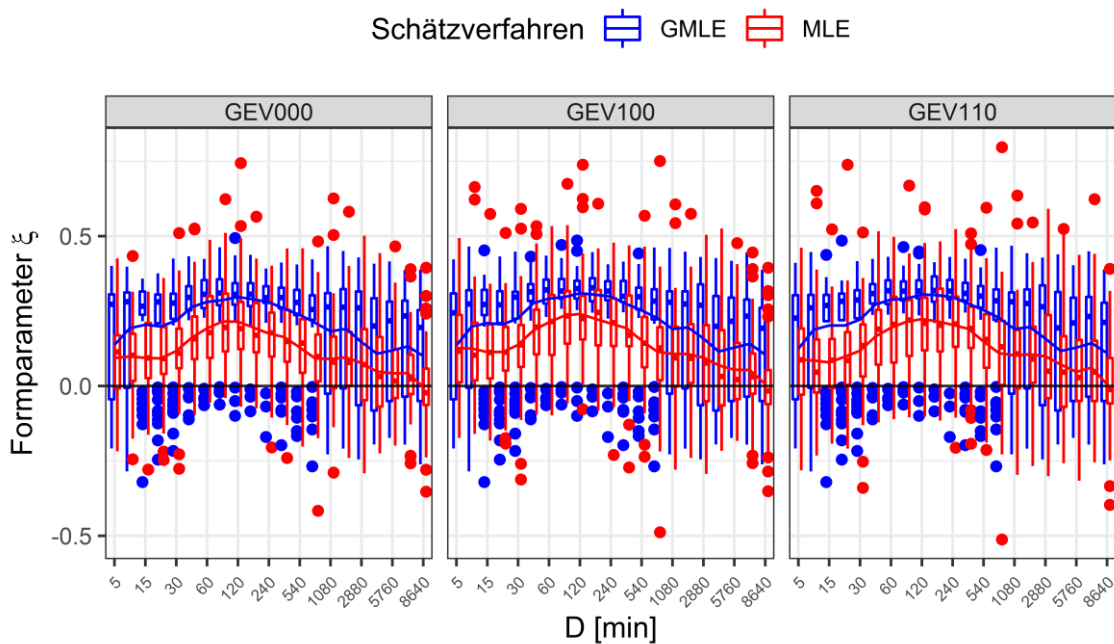


Abbildung 9.2: Streuung der Schätzwerte des Formparameters ξ für unterschiedliche Modelle der GEV in Abhängigkeit des genutzten Schätzverfahrens (GMLE, MLE) und der Dauerstufe. Die instationären Modelle der GEV (GEV100 und GEV110) wurden unter Hinzunahme der jährlichen Temperaturwerte als Kovariate modelliert. Der Mittelwert der dauerstufenabhängigen Schätzwerte ist als blaue bzw. rote Linie dargestellt. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.

Die Anpassungsgüte der Modelle mit unterschiedlichen Kovariaten und Schätzverfahren wurde abschließend gegenübergestellt und es erfolgte eine Modellauswahl anhand des Negative-Log-Likelihood-Wertes (NLLH), des AIC und des BIC (siehe Abschnitt 8). Abbildung 9.3 zeigt die Auswertung für die Kovariate Zeit. Die Modelle, deren Parameter über die MLE-Methode geschätzt wurden, zeigen für beide instationären GEV-Modelle eine bessere Anpassungsgüte im Vergleich zur GMLE-Methode. Lediglich für das stationäre GEV-Modell weisen die aus der GMLE-Methode resultierenden Verteilungsfunktionen für mittlere Dauerstufen ($D = 45$ min bis $D = 360$ min) eine bessere Anpassungsgüte auf. Dieses Ergebnis bilden alle drei genutzten Verfahren zur Modellauswahl gleichermaßen ab.

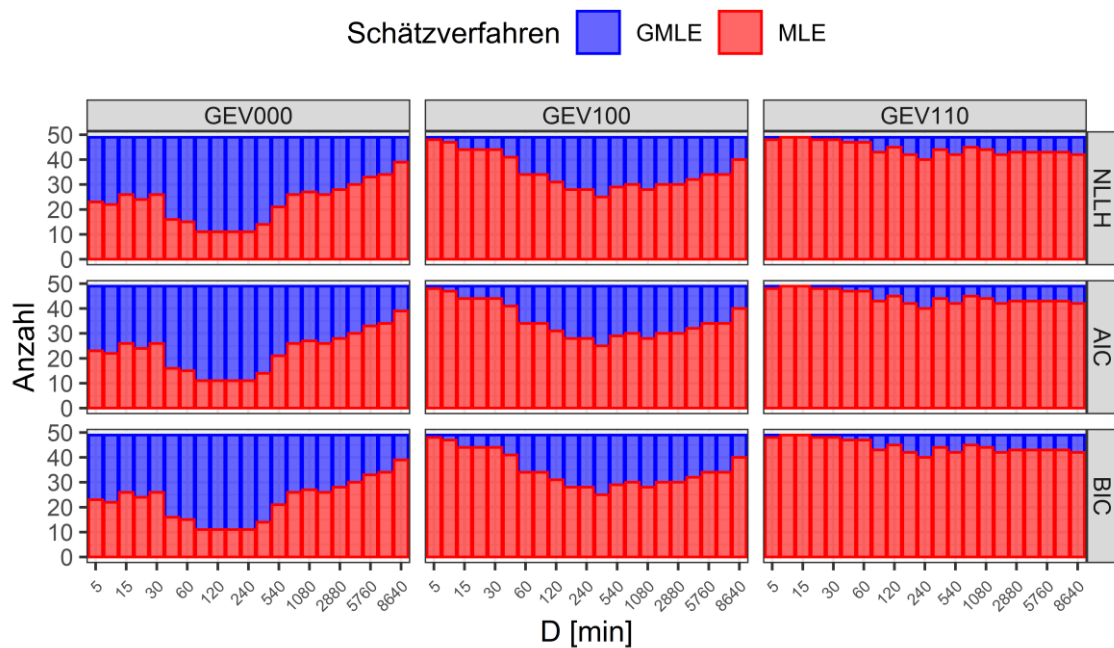
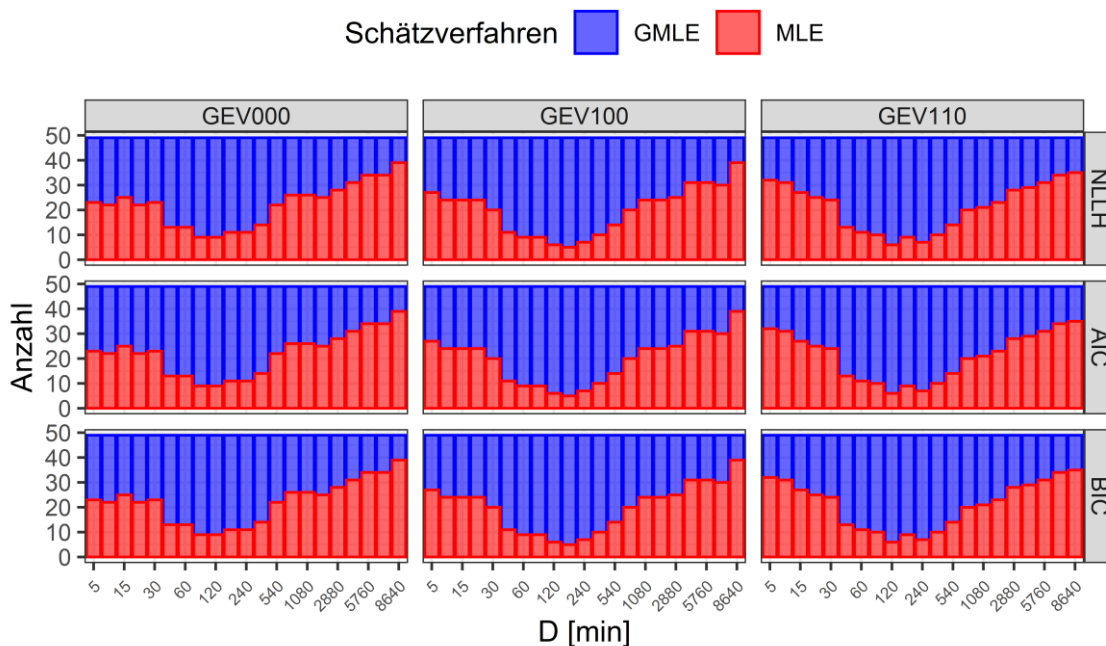


Abbildung 9.3: Anzahl der über die Informationskriterien zur Anpassungsgüte (NLLH, AIC und BIC) gewählten Schätzverfahren (GMLE und MLE) je Dauerstufe. Die Parameter der instationären GEV-Modelle (GEV100 und GEV110) wurden über die Zeit als Kovariate modelliert. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.

Abbildung 9.4 zeigt die Ergebnisse der Gegenüberstellung der beiden Schätzverfahren unter Nutzung jährlicher Temperaturwerte aus Klimamodell-Ensembles als Kovariate für die Modellierung der Parameterverläufe der instationären GEV (GEV100 und GEV110). Für alle drei untersuchten Modelle führt die Nutzung des GMLE-Schätzers bei mittleren Dauerstufen ($D = 45$ min bis $D = 360$ min) zu einer höheren Anpassungsgüte, führt über alle Dauerstufen hinweg jedoch zu keiner signifikant besseren oder schlechteren Anpassung.



Abbildungung 9.4: Anzahl der über die Informationskriterien zur Anpassungsgüte (NLLH, AIC und BIC) gewählten Schätzverfahren (GMLE und MLE) je Dauerstufe. Die Parameter der instationären GEV-Modelle (GEV100 und GEV110) wurden über jährliche Temperaturwerte als Kovariate modelliert. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.

Auf Basis der aufgeführten Auswertungen zu den Schätzergebnissen des Formparameters sowie unter Berücksichtigung der Anpassungsgüte wurde in dieser Arbeit die MLE als Schätzverfahren für die Parameter der genutzten GEV-Modelle verwendet.

9.2 Nutzung linearer Parameterverläufe bei Anwendung instationärer GEV-Modelle

Bezüglich der Anwendung einfacher oder komplexerer Modelle für die instationären Parameter der GEV kann, wie in Abschnitt 7.2 aufgeführt, z. B. zwischen linearen und quadratischen Parameterverläufen unterschieden werden. Im Zuge der Anwendung muss abschließend geprüft werden, welches Modell zu bevorzugen ist (siehe auch Abschnitt 8). Wenn gleich ein komplexeres Modell in Betracht langjähriger saisonaler Schwankungen die Beobachtungsdaten besser abbildet als ein linearer Trend, gilt es ebenfalls, hinsichtlich des Einbezugs von Trends und klimatischen Änderungssignalen bei der Bemessungspraxis, die Einfachheit eines Modells zu berücksichtigen. Letztlich bedingt eine höhere Anzahl von Parametern auch stets eine wachsende Unsicherheit bei deren Schätzung.

Die Annahme linearer Parameterverläufe der instationären GEV-Modelle setzt keinen Trend in den Beobachtungsdaten voraus, sodass allein durch die Anwendung eines instationären Modells mit linearen Parameterverläufen keine grundlegend falsche Annahme über die Daten getroffen wird und diese Modelle somit auch bei stationären Beobachtungsdaten angewendet werden können. Dies soll am folgenden Beispiel verdeutlicht werden:

Gegeben sind die AMAX-Werte der 24 h-Dauerstufe an der Station *Haenscheid (Rhein-Sieg-Kreis)* mit einer Aufzeichnungslänge von 43 Jahren (Abbildung 9.5). Bei einer Untersuchung auf Instationaritäten wurden keine signifikanten Trends und Sprungstellen festgestellt. Es wurden anschließend drei unterschiedliche GEV-Modelle an die AMAX-Werte angepasst:

1. stationär $\theta_1(\mu, \sigma, \xi)$,
2. instationärer linearer Verlauf des Lageparameters $\theta_2(\mu(t), \sigma, \xi)$ und
3. instationärer linearer Verlauf des Lage- und Skalenparameters $\theta_3(\mu(t), \sigma(t), \xi)$.

Die Parameter wurden mittels MLE (siehe Abschnitt 6.3.4) geschätzt, wobei die instationären linearen Modelle in Abhängigkeit der Zeit (respektive des Beobachtungsjahres des jeweiligen Maximalwertes) modelliert wurden. Die Ergebnisse der Parameterschätzung für die drei angepassten GEV-Modelle sind in Tabelle 9.1 aufgeführt, die daraus resultierenden Verteilungsfunktionen in Abbildung 9.6 dargestellt. Bei einem direkten Vergleich der drei Modelle liegen lediglich bei dem dritten Modell mit instationären linearem Lage- und Skalenparameter geringe Abweichungen bei der Parameterschätzung gegenüber den ersten beiden Modellen vor. Diese liegen innerhalb der Vertrauensbereiche des stationären Modells. Das instationäre Modell mit linearem Lageparameter weist hingegen keinerlei Unterschied zum stationären Modell auf.

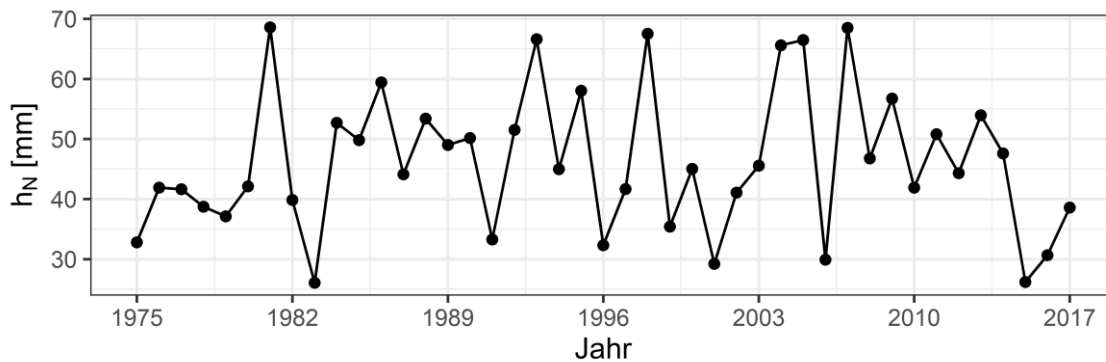


Abbildung 9.5: Jährliche Maximalwerte täglicher Niederschlagssummen an der Station *Haenscheid* (Rhein-Sieg-Kreis), Aufzeichnungslänge: 43 Jahre.

Tabelle 9.1: Ergebnis der Parameterschätzung für die unterschiedlichen GEV-Modelle mit NLLH, AIC und BIC (angepasst nach AghaKouchak et al., 2013).

Modell	Parameter	Parameter (Schätzung)	NLLH	AIC	BIC	Parameter (2017)
stationär (1)			166,15	338,31	343,59	
Lageparameter	μ	41,57				41,57
Skalenparameter	σ	10,83				10,83
Formparameter	ξ	-0,18				-0,18
instationär (2)			166,15	340,31	347,35	
Lageparameter	μ_0	41,27				41,57
	μ_1	0,00015				
Skalenparameter	σ	10,83				10,83
Formparameter	ξ	-0,18				-0,18
instationär (3)			165,98	341,97	350,77	
Lageparameter	μ_0	38,74				41,55
	μ_1	0,0014				
Skalenparameter	σ_0	-46,39				11,43
	σ_1	0,029				
Formparameter	ξ	-0,18				-0,18

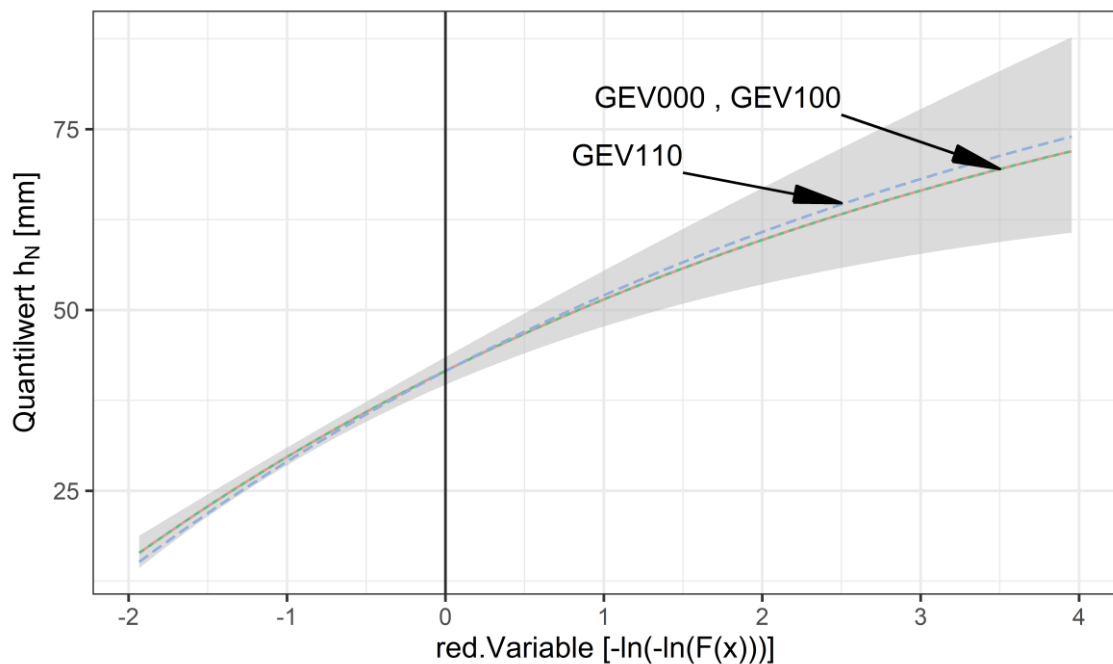


Abbildung 9.6: Verteilungsfunktionen der unterschiedlichen GEV-Modelle für die Station *Hahnscheid (Rhein-Sieg-Kreis)*, für die Berechnung der instationären Modelle (GEV100, GEV110) wurden die Parameter für das Jahr 2017 verwendet (siehe Tabelle 9.1), grau eingefärbt sind die Konfidenzbereiche des stationären GEV-Modells.

Zum aktuellen Zeitpunkt existiert keine Begründung dafür, komplexere exponentielle Modelle weniger komplexen linearen Modellen vorzuziehen. Es bedarf in jedem Fall eines Abwägens zwischen zusätzlichen Unsicherheiten durch die Hinzunahme weiterer Parameter und dem eigentlichen Gedanken der Berücksichtigung bzw. Abbildung klimatischer Änderungssignale bei der instationären extremwertstatistischen Auswertung für die Bestimmung von Bemessungsgrößen in der Wasserwirtschaft.

Zusammenfassend lässt sich eine stationäre Zeitreihe mit instationären linearen parametrischen Modellen der GEV beschreiben. Im Zuge der vorliegenden Arbeit wurde aus Gründen der Übertragbarkeit, einer möglichst geringen Unsicherheit bei den Ergebnissen der Parameterschätzung und einer möglichst einfachen Modellierung daher auf lineare Parameterverläufe zurückgegriffen.

9.3 Berücksichtigung von regionalisierten Niederschlagssummen und Klimaprojektionen-Ensembles als Kovariate in parametrischen, instationären GEV-Modellen

9.3.1 Einführung

Agilan und Umamahesh (2017b) führen am Untersuchungsbeispiel der Stadt Hyderabad (Indien) auf, dass die Kovariate Zeit t – unabhängig von der zu betrachtenden Niederschlagsdauer – nicht für die Modellierung der instationären Parameterverläufe der GEV-Modelle geeignet ist. Daher untersuchten Agilan und Umamahesh (2017b) die Eignung fünf weiterer physikalischer Prozesse als Kovariate für die Parametermodelle der GEV (siehe auch Abschnitt 3.3) und erzielten für Kurzzeit-Niederschläge mit Modellen der Urbanisierung sowie regionalen Temperaturmodellen die besten Ergebnisse, wohingegen sich für längere Niederschlagsdauern globale (Klima-)Modelle als geeignet erwiesen.

Diesem Ansatz folgend, werden in der vorliegenden Arbeit ergänzend zu der Kovariate Zeit zwei unterschiedliche Modelle für die Berücksichtigung klimatischer Änderungssignale in den Niederschlagszeitreihen untersucht:

1. langjährige regionale Mittelwerte der jährlichen Niederschlagssummen in Deutschland sowie
2. jährliche Temperaturwerte aus regionalisierten Klimamodell-Ensembles für NRW.

Die verwendeten Daten und die daraus resultierenden Modelle werden in den beiden nachfolgenden Abschnitten 9.3.2 und 9.3.3 aufgeführt und mit dem Ziel, eine geeignete Kovariate für die weiterführenden Untersuchungen auszuwählen, untersucht.

9.3.2 Langjährige, regionale Mittelwerte der jährlichen Niederschlagssummen in Deutschland

Der DWD stellt über den Climate Data Center (CDC) unterschiedliche Klimadaten über einen offenen Zugang online zur Verfügung (DWD, o.J.b). Die über den Downloadbereich verfügbaren Daten beinhalten unter anderem jährliche Gebietsmittel der Niederschlagshöhen für alle 16 Bundesländer in Deutschland (DWD, o.J.c). Abbildung 9.7 zeigt die Zeitreihen der jährlichen Niederschlagssumme aufgeteilt für alle Bundesländer und Abbildung 9.8 im Detail für NRW. Letztere wurden zur Berücksichtigung klimatischer Änderungssignale

als Kovariate ($Kov_{h_N,NRW}$) genutzt. Die parametrischen Modelle für die instationären Parameter $\mu(t)$ und $\sigma(t)$ der GEV ergeben sich somit zu:

$$\mu(t) = \beta_0 + \beta_1 Kov_{h_N,NRW}(t) \text{ bzw.} \quad \text{Gleichung (9.1)}$$

$$\sigma(t) = \gamma_0 + \gamma_1 Kov_{h_N,NRW}(t)$$

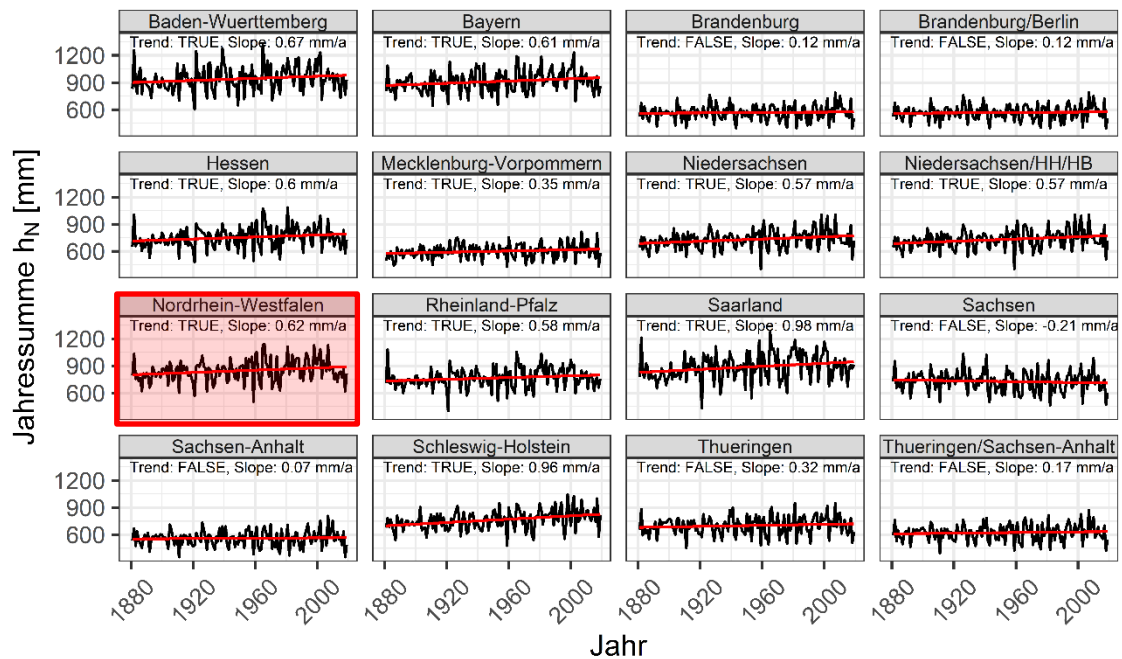


Abbildung 9.7: Gebietsmittel der jährlichen Niederschlagshöhe in mm mit linearem Trend (rote Linie) für 16 Bundesländer. Ergänzend sind die Signifikanz des Trends (TRUE/FALSE) sowie die Steigung in mm/a angegeben. Datengrundlage: Beobachtungsdaten mit einer Aufzeichnungslänge von 1881 bis heute (DWD, o.J.c).

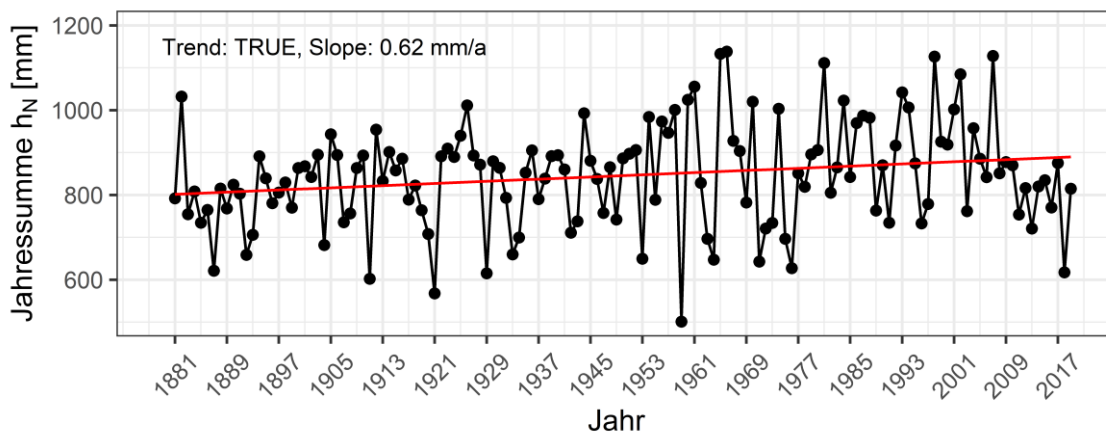


Abbildung 9.8: Gebietsmittel der jährlichen Niederschlagshöhe in mm mit linearem Trend (rote Linie) für NRW. Ergänzend ist die Signifikanz des Trends (TRUE) sowie die Steigung in mm/a angegeben. Datengrundlage: Beobachtungsdaten mit einer Aufzeichnungslänge von 1881 bis heute (DWD, o.J.c).

Ergänzend wurde die Eignung bzw. die Einbeziehung der langjährigen regionalen Mittelwerte der jährlichen Niederschlagssummen für die Modellierung der instationären GEV-Parameter überprüft. Die Modellauswahl erfolgte anhand des AIC (Abschnitt 8.3) nach Gegenüberstellung der über die Zeit t und über die zusätzlichen Niederschlagssummen ($Kov_{h_N, NRW}$) geschätzten Modelle der beiden instationären GEV. Abbildung 9.9 zeigt die Anzahl der Stationen mit dem dazugehörigen, zu bevorzugenden Modell der Kovariaten. Im direkten Vergleich führen die zeitabhängigen Modelle für kürzere Dauerstufen bis 60 Minuten zu einer besseren Modellanpassung. Über alle Dauerstufen hinweg betrachtet, führen die Modelle unter Berücksichtigung der gemittelten Niederschlagssummen zu besseren Modellergebnissen; für die GEV100 zu $\approx 61\%$, für GEV110 zu $\approx 56\%$. Nachteilig sind die Ergebnisse hinsichtlich einer Extrapolation in die Zukunft zu bewerten. Dies ist unter Einbezug der genutzten Mittelwerte der jährlichen Niederschlagssummen als Kovariate nicht möglich.

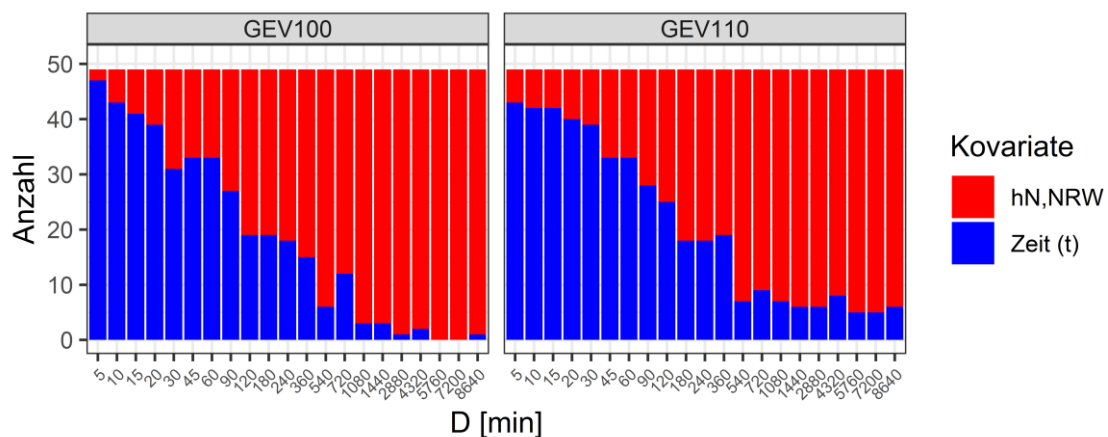


Abbildung 9.9: Anzahl der über das AIC gewählten parametrischen, instationären Modelle je Dauerstufe und GEV-Modell in Abhängigkeit der für die Modellierung genutzten Kovariaten. Hier Gegenüberstellung der Kovariate Zeit (t) und Mittelwerte der jährlichen Niederschlagssummen für NRW (hN,NRW). Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.

9.3.3 Temperaturwerte regionaler Klimaprojektionen-Ensembles für NRW

Als alternative Kovariate wurden Ergebnisse bzw. Projektionen der Lufttemperatur in 2 m über dem Boden (*tas* in °C) aus regionalen Klimamodellen (engl. *regional climate model*, RCM) verwendet. Regionale Modelle nutzen Parameter aus globalen Klima- bzw. Zirkulationsmodellen (engl. *general circulation models*, GCM) als Startgröße für die kleinräumige differenzierte Darstellung und Simulation des Klimas und lassen sich in statistische (engl. *empirical statistical downscaling models*, ESD) sowie dynamische Modelle unterteilen. ESD-Modelle basieren auf Beobachtungsdaten und weisen einen geringeren Bias als dynamische Modelle auf, lassen sich jedoch aufgrund der notwendigen Datengrundlage schlechter räumlich interpolieren (vgl. Hübener et al., 2017; Hoffmann et al., 2018; Linke, 2020).

Die für diese Arbeit genutzten Klimasimulationen wurden im ReKliEs-De-Projekt (Regionale Klimaprojektionen Ensemble für Deutschland) erzeugt und liegen auf dem EURO-CORDEX-Gitter (*European Coordinated Downscaling Experiment*) in einer räumlichen Auflösung von 12 km (0,11°) vor (Hübener et al., 2017). Für die Simulationen wurden unterschiedliche GCM verwendet, die auf drei unterschiedlichen Szenarien in Form von sogenannten „repräsentativen Konzentrationspfaden“ (engl. *representative concentration pathways*, RCP) basieren. Diese Szenarien wurden für den 5. Sachstandsbericht des IPCC (IPCC, 2014) entwickelt und bilden bestimmte Treibhausgaskonzentrationen in der

Atmosphäre sowie einen Strahlungsantrieb W/m^2 ab, der bis zum Jahr 2100 erreicht wird. Die RCP-Szenarien werden nach der Erhöhung des Strahlungsantriebes im Jahr 2100 gegenüber dem Jahr 1850 benannt. Das RCP2.6-Szenario stellt dabei das „Klimaschutz-Szenario“ dar, wohingegen das RCP8.5-Szenario einem „weiter-wie-bisher“-Szenario entspricht (Brienen et al., 2020). Tabelle 9.2 zeigt eine Übersicht von vier gängigen RCP-Szenarien.

Tabelle 9.2: Charakterisierung von vier RCP-Szenarien (nach Brienen et al., 2020).

Szenario	Szenarien-Entwicklung
RCP8.5 (weiter-wie-bisher)	Das CO ₂ -Äquivalent beträgt im Jahr 2100 über 1370 ppm ¹ Ähnlich dem A2 SRES-Szenario
RCP6.0	Szenario der Stabilisierung des Strahlungsantriebs im Jahr 2100 bei einem CO ₂ -Äquivalent von ca. 850 ppm ¹ Ähnlich dem A1B SRES-Szenario
RCP4.5 (moderat)	Anstieg des CO ₂ -Äquivalents bis 2100 auf 650 ppm ¹ Ähnlich zum B1 SRES-Szenario
RCP2.6 (Klimaschutz)	Anstieg der Treibhausgaskonzentration bis 2020 auf ca. 490 ppm ¹ , danach Rückgang der Konzentration Ähnlich dem im EU-Projekt ENSEMBLES erstellten E1-Stabilisierungsszenario. Das Szenario entspricht in etwa dem sogenannten 2 °C Ziel der Vereinbarungen von Paris.
	¹ gegenüber einem vorindustriellen Niveau von 280 ppm

Durch das LANUV wurden regionalisierte Klimaprojektionen der Lufttemperatur in 2 m über dem Boden (*tas*) von insgesamt 44 Kombinationen aus globalen und regionalen Klimamodellen als Gebietsmittel für NRW ab dem Jahr 1971 bereitgestellt. Diese wurden zuvor durch den DWD aus den auf dem CORDEX-Gitter vorliegenden Rasterwerten der einzelnen Klimamodelle abgeleitet und stellen die Gebietsmittelwerte der Ergebnisse der einzelnen regionalen Klimamodelle dar. Für die drei RCP-Szenarien RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5 wurde der Median aus allen zur Verfügung stehenden Modellkombinationen berechnet. Abbildung 9.10 zeigt die über einen 30-jährigen Tiefpassfilter (R Core Team, 2020; Wand, 2020) geglätteten Werte des Medians der Lufttemperatur für die drei RCP-Szenarien,

die Bandbreite der dazugehörigen Ensembleergebnisse sowie die beobachteten und ebenfalls über einen Tiefpassfilter geglätteten Daten.

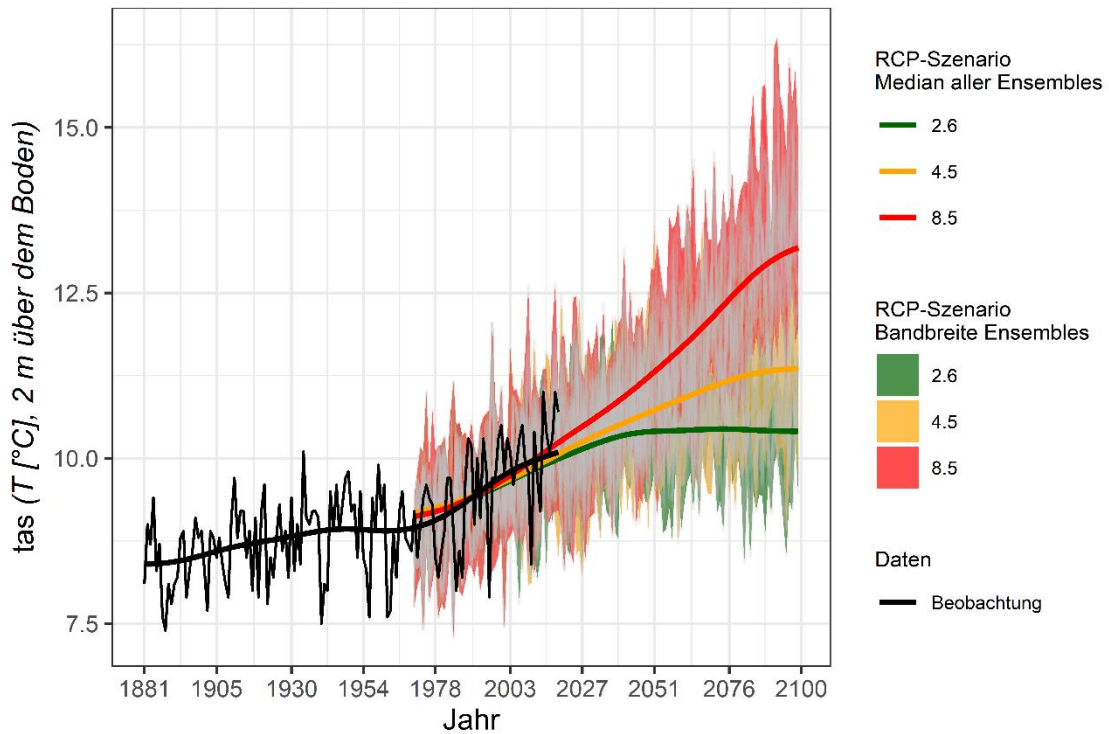


Abbildung 9.10: Lufttemperatur in 2 m Höhe (tas) aus beobachteten Werten und als Gebietsmittel aus Ergebnissen regionaler Klimamodelle für NRW (hellgraue Linien). Hervorgehoben ist der über einen Tiefpassfilter (30 Jahre) geglättete Median für drei unterschiedliche RCP-Szenarien mit der entsprechend eingefärbten Ergebnisbandbreite der genutzten Klimamodelle (angepasst nach DWD, 2021, Datenquelle: LANUV).

Zur Berücksichtigung klimatischer Änderungssignale wurden die Werte des Medians als Kovariate ($Kov_{RCP,NRW}$) für die parametrischen Modelle der instationären GEV genutzt. Die Modelle der instationären Parameter $\mu(t)$ und $\sigma(t)$ ergeben sich somit zu:

$$\mu(t) = \beta_0 + \beta_1 Kov_{RCP,NRW}(t) \text{ bzw.} \quad \text{Gleichung (9.2)}$$

$$\sigma(t) = \gamma_0 + \gamma_1 Kov_{RCP,NRW}(t) \quad \text{Gleichung (9.3)}$$

Es wurden die unter Einbezug der Lufttemperatur (tas) als Kovariate aus den drei RCP-Szenarien RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5 modellierten instationären Modelle der GEV gegenübergestellt. Die Auswahl des für die weiteren Modelle als Kovariate zu nutzenden RCP-Szenarios erfolgte anhand des AIC (siehe Abschnitt 8.3). Die Ergebnisse der Gegenüberstellung sind in Abbildung 9.11 dargestellt. Für beide GEV-Modelle stellt das

The figure consists of two side-by-side stacked bar charts, labeled 'GEV100' and 'GEV110'. Both charts share the same axes and legend. The y-axis is labeled 'Anzahl' and ranges from 0 to 50. The x-axis is labeled 'D [min]' and shows distances from 5 to 800 minutes. The legend, titled 'Kovariate', indicates three categories: RCP2.6 (green), RCP4.5 (blue), and RCP8.5 (red). In both charts, the total number of samples is approximately 48-50. The distribution of Kovariate values changes with distance, with RCP8.5 being most prevalent at lower distances and RCP2.6 being most prevalent at higher distances.

D [min]	GEV100 RCP2.6	GEV100 RCP4.5	GEV100 RCP8.5	GEV110 RCP2.6	GEV110 RCP4.5	GEV110 RCP8.5
5	34	3	11	32	3	15
10	34	3	11	33	2	15
15	31	6	11	34	2	14
20	31	6	11	33	3	14
30	29	8	11	32	5	15
45	28	9	11	31	7	13
60	32	5	11	32	6	12
90	30	7	11	31	8	11
120	30	7	11	30	9	11
180	29	7	11	29	10	10
240	28	7	11	28	11	9
300	27	8	11	27	12	8
360	28	7	11	26	13	7
420	27	8	11	25	14	6
480	28	7	11	24	15	5
540	27	8	11	23	16	4
600	28	7	11	22	17	3
660	27	8	11	21	18	2
720	28	7	11	20	19	1
780	27	8	11	19	20	0
840	28	7	11	18	21	0

Der Einbezug von Klimaprojektionen-Ensembles in Form des RCP2.6-Szenarios in die parametrischen Modelle der instationären GEV wurde weiterführend den mittels der Kovariate Zeit t modellierten GEV-Modellen gegenübergestellt (Abbildung 9.12). Die Auswertung zeigt für alle Dauerstufen und beide instationären GEV-Modelle eine höhere Modellgüte bei zusätzlicher Verwendung der Temperaturwerte (tas) aus dem RCP2.6-Szenario.

10 Parameterausgleich bei dauerstufenübergreifenden extremwertstatistischen Analysen von Niederschlagsereignissen

Die extremwertstatistischen Analysen erfolgen in der vorliegenden Arbeit – in Anlehnung an DWA-A 531 – für Niederschlagsereignisse unterschiedlicher Dauer. Die Einteilung erfolgt in 21 Dauerstufen, die sich aus ATV-DVWK (1985) ableiten, zu: $D = 5 \text{ min}, 10 \text{ min}, 15 \text{ min}, 20 \text{ min}, 30 \text{ min}, 45 \text{ min}, 60 \text{ min}, 90 \text{ min}, 2 \text{ h}, 3 \text{ h}, 4 \text{ h}, 6 \text{ h}, 9 \text{ h}, 12 \text{ h}, 18 \text{ h}, 1 \text{ d}, 2 \text{ d}, 3 \text{ d}, 4 \text{ d}, 5 \text{ d}, 6 \text{ d}$ (siehe auch Abschnitt 4.2).

Für die AMAX-Werte dieser Dauerstufen wird – getrennt voneinander – eine Verteilungsfunktion angepasst und deren Parameter geschätzt, sodass bei 21 Dauerstufen die gleiche Anzahl an Lage-, Skalen- und Formparametern (bei Nutzung einer GEV-Verteilung) für eine Niederschlagsstation vorliegt. Um im weiteren Verlauf zwischen zwei aufeinanderfolgenden, größer werdenden Dauerstufen zunehmende Quantilwerte zu erhalten, werden die einzelnen Parameter über die Dauerstufen hinweg ausgeglichen. Der nach DWA (2012a) vorgeschlagene Ansatz (Abschnitt 4.2) beschreibt diesen Ausgleich nur für die zweiparametrische Gumbel-Verteilung und kann daher nicht auf die GEV übertragen werden.

Fischer und Schumann (2018) haben den in DWA (2012a) aufgeführten Ansatz erweitert und auf die dreiparametrische GEV-Verteilung übertragen. Dabei werden die „Parameter [...] als Funktionale der Dauerstufen beschrieben [...], wobei diese Funktionen nicht-fallend für steigende Dauerstufen [...] sind] und gewisse Wachstumsraten erfüllen“ (Fischer und Schumann, 2018, S. 250). Für eine Dauerstufe D folgt die sogenannte kombinierte GEV (cGEV) zu:

$$cGEV(z; D) = \exp \left\{ - \left[1 + \xi(D) \left(\frac{z - \mu(D)}{\sigma(D)} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi(D)}} \right\} \quad \text{Gleichung (10.1)}$$

und ist nach Fischer und Schumann (2018) definiert für $z > \mu - \sigma/\xi$ und $\xi(D) \geq 0$ für alle D , mit $\mu: (0, \infty) \rightarrow (0, \infty)$ und $\sigma: (0, \infty) \rightarrow (0, \infty)$ als nicht fallende Funktionen. Der Formparameter ξ wird bei der cGEV über das Skalen-Form-Verhältnis (σ/ξ) modelliert und nach erfolgtem Ausgleich aus dem Verhältnis umgerechnet.

In einem ersten Schritt werden die Parameter der GEV-Verteilung für jede Dauerstufe D geschätzt. Dies erfolgt nach dem in Abschnitt 6.3.4 beschriebenen Verfahren der MLE. Im Anschluss an die Parameterschätzung werden die folgenden, nicht-fallenden Ausgleichsfunktionen angepasst (nach Fischer und Schumann, 2018):

$$\mu(D) = \frac{a_\mu}{D^{b_\mu}}, \quad \text{Gleichung (10.2)}$$

$$\sigma(D) = \frac{a_\sigma}{D^{b_\sigma}} \text{ und} \quad \text{Gleichung (10.3)}$$

$$\frac{\sigma}{\xi} = \alpha + \beta D \quad \text{Gleichung (10.4)}$$

mit $a_\mu, a_\sigma > 0$ und $b_\mu, b_\sigma > -1$ sowie $\alpha \in \mathbb{R}$ und $\beta \geq 0$.

Die Parameter $a_\mu, b_\mu, a_\sigma, b_\sigma, \alpha$ und β der funktionalen Zusammenhänge zwischen Dauerstufe D und den einzelnen Parametern $\theta(\mu, \sigma, \xi)$ der Verteilungsfunktion werden abschließend „[...] gemeinsam über alle Dauerstufen optimiert, so dass eine global optimale Anpassung erhalten wird“ (Fischer und Schumann, 2018, S. 250).

Der dargestellte Ansatz wurde für die in dieser Arbeit durchgeführten Untersuchungen mit dem stationären Modell der GEV-Verteilung übernommen. Für die Anwendung der instationären extremwertstatistischen Modelle erfolgte eine Kombination des cGEV-Modells (Gleichung (10.1)) mit den parametrischen-Modellen der GEV-Verteilung (siehe Gleichung (7.1) bis Gleichung (7.5) in Abschnitt 7.2). Es ergibt sich damit eine zeit- und dauerstufenabhängige Anpassung der Parameter für jeden Zeitschritt und somit für jedes Aufzeichnungsjahr der Beobachtungen bzw. – bei Vorliegen einer Extrapolation – für jedes ebendieser Jahre. Das Ergebnis des Parameterausgleichs für die instationäre GEV100 ist in Abbildung 10.1 am Beispiel der Station *Iserlohn_Kesbern* dargestellt. Die abgebildeten Parameter entsprechen dem Parametersatz für das Jahr 2017.

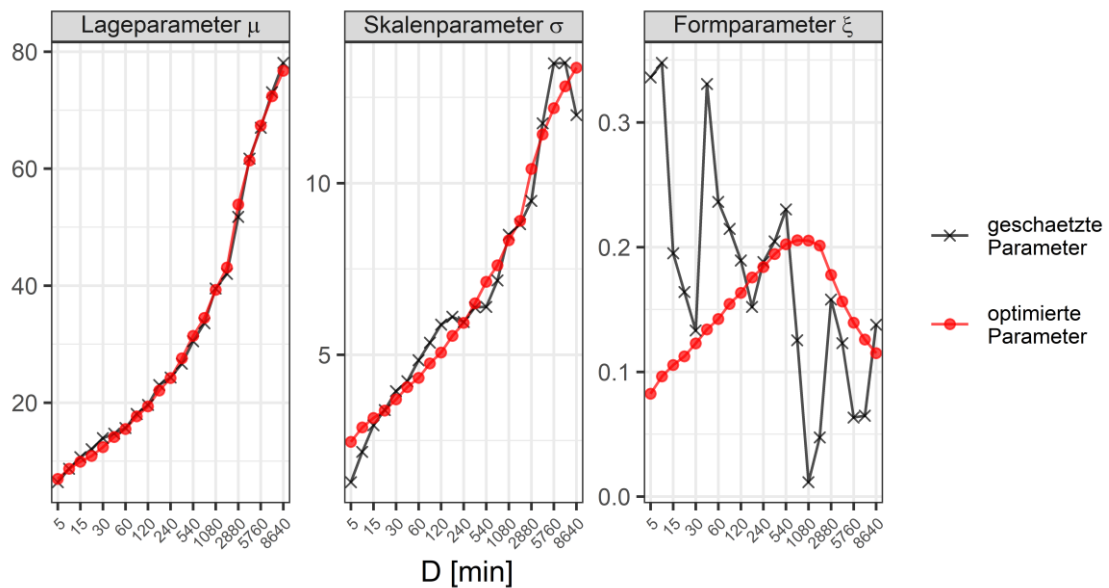


Abbildung 10.1: Parameterausgleich des instationären GEV-Modells (GEV100) an der Station *Iserlohn_Kesbern*. Die Parameter entsprechen dem Parametersatz für das Jahr 2017 (angepasst nach Fischer und Schumann, 2018).

Im Zuge der Auswertungen hat sich das über Gleichung (10.4) zu modellierende Skalen-Form-Verhältnis (σ/ξ) bei der lokalen bzw. globalen Optimierung der Formparameter mit Schätzwerten für ξ nahe Null als problematisch erwiesen. Abbildung 10.2 zeigt exemplarisch die Streuung der Werte des Skalen-Form-Verhältnisses über die Dauerstufen für die stationäre GEV. Zur Veranschaulichung wurden die Absolutwerte logarithmiert und in positive sowie negative Verhältnisswerte unterteilt. Über alle Dauerstufen hinweg liegen sowohl im positiven als auch negativen Wertebereich des Skalen-Form-Verhältnisses Ausreißer vor. Es erfolgte für die weitere Auswertung die Festlegung eines Wertebereich für σ/ξ von $[-100, +100]$, womit Ausreißer aus den zu berücksichtigenden Skalen-Form-Verhältnissen ausgeschlossen und somit eine deutlich bessere Anpassung erzielt wurde.

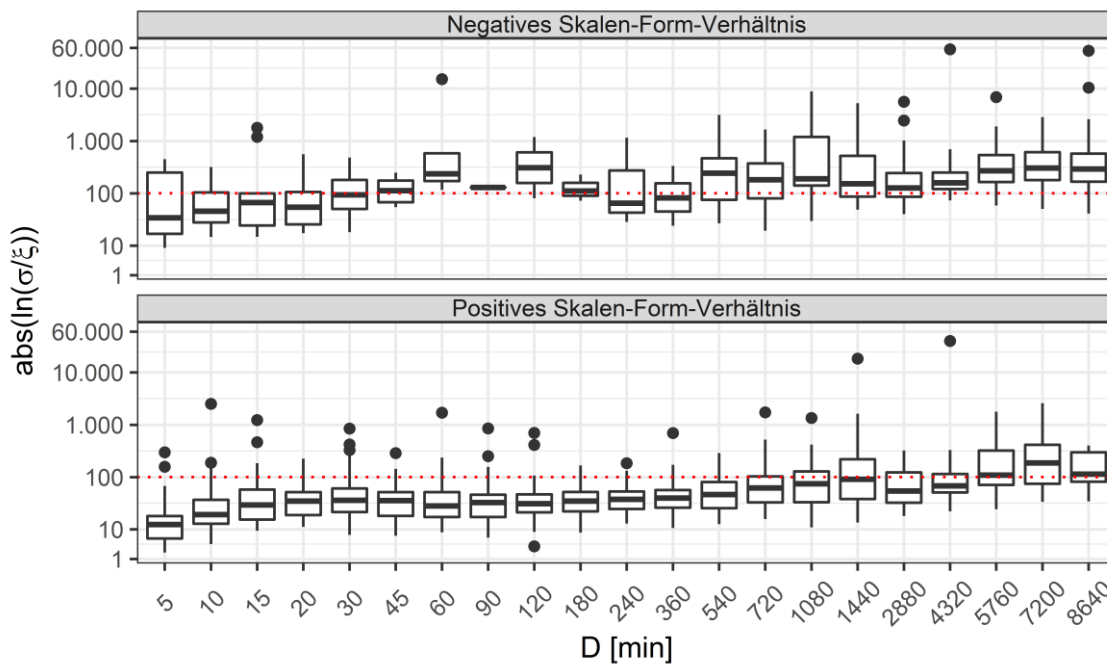


Abbildung 10.2: Logarithmierte Absolutwerte des negativen und positiven Skalen-Form-Verhältnisses des stationären GEV-Modells (GEV000). Die obere und untere Grenze der für den linearen Ausgleich berücksichtigten Werte $[-100; +100]$ sind als rote gepunktete Linie dargestellt.

Der Einfluss des gesetzten Wertebereiches ist in Abbildung 10.3 am Beispiel der Station *Iserlohn_Kesbern* dargestellt. Den Ansätzen in Papalexiou und Koutsoyiannis (2013) sowie Ragulina und Reitan (2017) folgend, wurde für die zeitabhängige Optimierung des Formparameters ξ ein weiterer Grenzfall implementiert. Über einen iterativen Prozess wurden die Werte des geschätzten Formparameters für den Bereich $\xi = [-0,14, +0,1]$ auf einen festen Wert von $\xi = 0,1$ gesetzt. Die Ergebnisse des optimierten Formparameters ξ sind in Abbildung 10.4 zusammen mit den geschätzten Formparametern für drei unterschiedliche Modelle der GEV dargestellt.

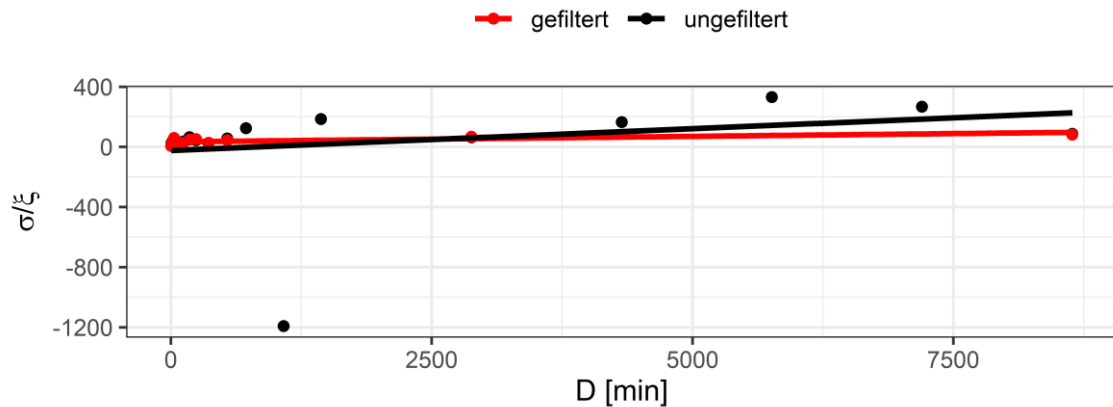


Abbildung 10.3: Linearer Ausgleich des Skalen-Form-Verhältnisses. Exemplarisch an der Station *Iserlohn_Kesbern* für gefilterte (rot) und ungefilterte (schwarz) Werte des Skalen-Form-Verhältnisses.

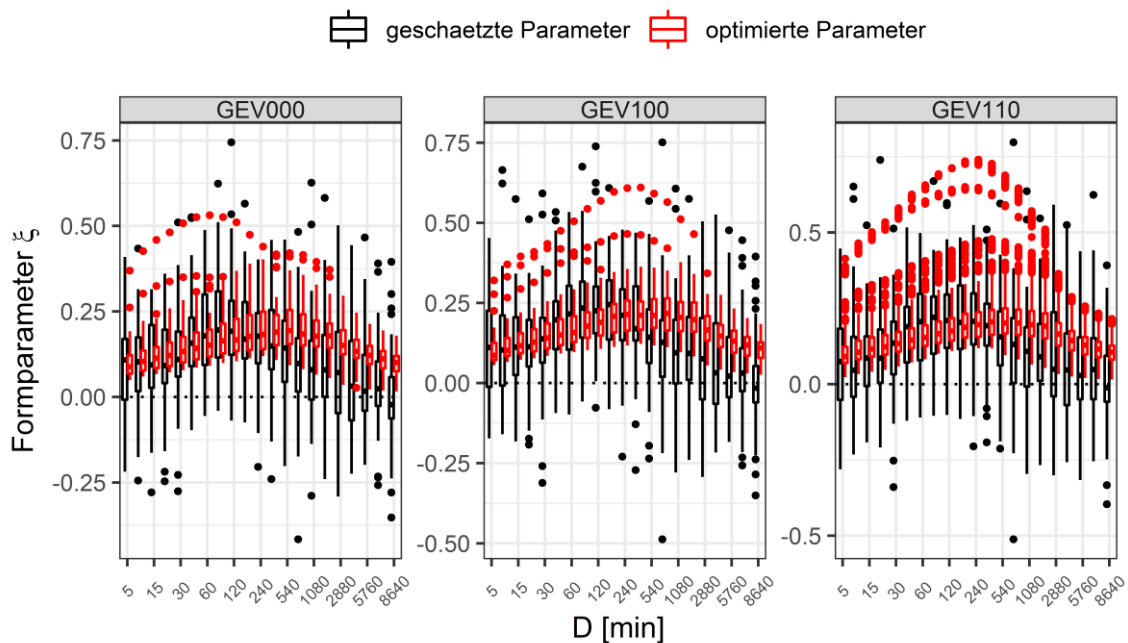


Abbildung 10.4: Streuung der Werte für den geschätzten (schwarz) und optimierten Formparameter (rot) für drei unterschiedliche Modelle der GEV. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.

Ergänzend ist in der folgenden Abbildung 10.5 die Verteilung positiver und negativer Formparameter ξ für alle untersuchten Niederschlagsstationen und Dauerstufen dargestellt. Mit $\xi > 0$ ergibt sich die GEV-Verteilung als Typ II (Fréchet), mit $\xi < 0$ der Typ III (Weibull). Die Grafik zeigt die Schätzwerte für den Formparameter vor dem erfolgten Parameterausgleich.

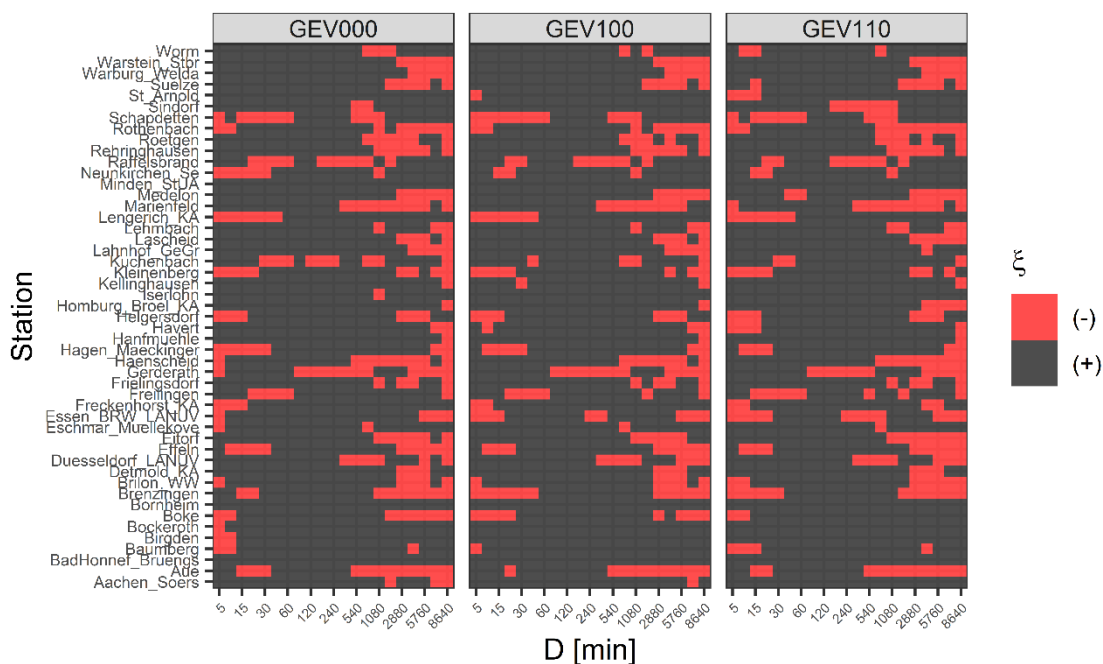


Abbildung 10.5: Verteilung positiver (schwarz) und negativer (rot) Schätzwerte des Formparameters unterschiedlicher GEV-Modelle vor dem Parameterausgleich für die genutzten Niederschlagsstationen. Datengrundlage: 21 Dauerstufen mit jeweils 49 Reihen.

Für alle drei GEV-Modelle (GEV000, GEV100, GEV110) liegen die negativen Formparameter hauptsächlich in den sehr kurzen und sehr langen Dauerstufen vor. Mit Ausnahme von vereinzelten Stationen dominieren vor dem Parameterausgleich positive Schätzwerte für den Formparameter und damit die Fréchet-Verteilung.

Aus der dauerstufenübergreifenden Optimierung mit den zuvor erläuterten Annahmen und Grenzwerten resultieren abschließend durchweg positive Formparameter und damit einheitlich die GEV als Typ II (Fréchet). Die Ergebnisse stimmen mit den Untersuchungen von Papalexiou und Koutsoyiannis (2013), Ragulina und Reitan (2017) sowie Lutz et al. (2020) überein. Unter Berücksichtigung dessen wird der Wertebereich der optimierten Parameter als plausibel bewertet.

11 Modelle für die Berücksichtigung zeitabhängiger Quantile als Planungskenngröße wasserwirtschaftlicher Bauwerke

11.1 Allgemeines

Die im Zuge einer Bauwerksbemessung gesuchten Aussagen zur Auftretenshäufigkeit bzw. -wahrscheinlichkeit *einer bestimmten* Belastungsgröße und beispielsweise der damit einhergehenden Versagenswahrscheinlichkeit des zu planenden Bauwerks erfolgen in der gängigen hydrologischen Praxis unter Verwendung extremwertstatistischer Modelle. Die Belastungs- bzw. Bemessungsgröße wird in Form eines Quantilwertes aus der Inversen der Verteilungsfunktion $F(x)$ abgeleitet. Dieser Quantilwert, z. B. die Niederschlagshöhe $h_N(D, T)$, wird auch als *Return-Level* oder *Return-Value* und das dazugehörige Wiederkehrintervall T als engl. *Return-Period* bezeichnet. Liegt eine instationäre Verteilungsfunktion mit zeitabhängigen Parametern vor, so ändert sich dementsprechend aus der zu einer definierten Über- oder Unterschreitungswahrscheinlichkeit bzw. Jährlichkeit T gehörende Quantilwert über die Zeit. Abbildung 11.1 zeigt exemplarisch zwei Dauerstufenserien jährlicher Maximalwerte mit zeitabhängigen Quantilwerten in Abhängigkeit des Wiederkehrintervalls T .

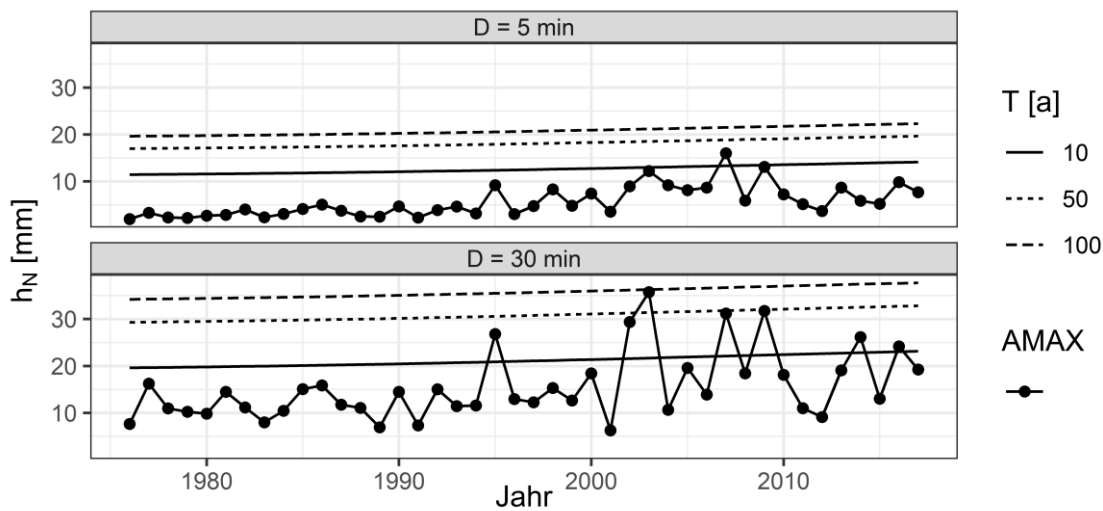


Abbildung 11.1: Jährliche Maximalwerte für zwei ausgewählte Dauerstufen mit dazugehörigen, zeitabhängigen Quantilwerten in Abhängigkeit des Wiederkehrintervalls T [a] an der Station *Lascheid (Rhein-Sieg-Kreis)*.

Um die Frage nach der zu wählenden Bemessungsgröße (Quantilwert) unter Berücksichtigung aller weiteren Planungsgrößen, Vorgaben und eines bestimmten Sicherheitsniveaus (siehe Abschnitt 4.3) zu beantworten, ist es das Ziel, ebendiese zeitabhängigen Quantilwerte zu einem „quasi stationären“ Bemessungswert zu überführen, wozu verschiedene Modelle Anwendung finden. Nachfolgend werden die in der vorliegenden Arbeit genutzten Modelle, der Effective-Return-Level-Ansatz (ERL) und der Design-Live-Level Ansatz (DLL), dargestellt.

11.2 Effective-Return-Level-Ansatz

Nach Anpassung einer instationären Verteilungsfunktion an die Zeitreihe jährlicher Maximalwerte liegen für jeden Zeitpunkt t unterschiedliche Parametersätze, z. B. $\theta_t(\mu(t), \sigma(t), \xi(t))$, vor. Die Verteilungsfunktion $F(x)$ ändert sich als Funktion über die Zeit t . Für ein vorgegebenes Wiederkehrintervall T bzw. einer Unterschreitungswahrscheinlichkeit P_U resultieren aus der Inversen der zeitabhängigen Verteilungsfunktion unterschiedliche Quantilwerte, z. B. $h_N(D, T)(t)$ für jeden Zeitpunkt t . Die Quantilwerte ändern sich somit ebenfalls als Funktion über die Zeit (z. B. Gilleland und Katz, 2016).

Cheng und AghaKouchak (2014) schlagen bei Verwendung der GEV-Verteilung und einem zeitabhängigen Lageparameter $\mu(t)$ mit $\mu(t) = \mu_0 + \mu_1 t$ zwei unterschiedliche Modelle für die Auswahl eines Quantilwertes in Abhängigkeit eines zu wählenden Lageparameters $\tilde{\mu}$

vor. Für Modell (1) ergibt sich der Bemessungswert korrespondierend zum Median von $\mu(t)$. Modell (2) nutzt für die Berechnung des Quantilwertes das 95 %-Perzentil von $\mu(t)$ und stellt bei einem über die Zeit steigenden Lageparameter somit die sicherere Variante mit einem geringeren Risiko dar. Der zu wählende Lageparameter $\tilde{\mu}$ berechnet sich zu:

$$\tilde{\mu} = Q_{\kappa}(\mu_{t1}, \mu_{t2}, \dots, \mu_{tn}), \mu(t) = \mu_0 + \mu_1 t \quad \text{Gleichung (11.1)}$$

mit:

$\kappa = 0,5$ Modell (1) Median des Lageparameters

$\kappa = 0,95$ Modell (2) 95 %-Perzentil des Lageparameters

Mit der Unterschreitungswahrscheinlichkeit P_U bzw. Jährlichkeit $T = \frac{1}{1-P_U}$ und $\tilde{\mu}$ berechnet sich der Quantilwert q_{P_U} aus der Inversen der GEV-Verteilung mit:

$$q_{P_U} = \left(\left(-\frac{1}{\ln(P_U)} \right)^{\xi} - 1 \right) \cdot \frac{\sigma}{\xi} + \tilde{\mu} \quad \text{Gleichung (11.2)}$$

für $\xi \neq 0$

In Cheng und AghaKouchak (2014) sowie Mondal und Daniel (2019) wird dieser Ansatz auch als Effective-Return-Level (ERL) bezeichnet. Übertragen auf die instationären Modelle der GEV-Verteilung wird das ERL-Quantil in der vorliegenden Arbeit über das 95 %-Perzentil der zu einem bestimmten Wiederkehrintervall T gehörenden, zeitabhängigen Quantilwerte bestimmt (korrespondierend zum 95 %-Perzentil von $\mu(t)$ und/oder $\sigma(t)$). Dieser Ansatz wurde gewählt, da nicht nur der Lageparameter μ , sondern zusätzlich auch der Skalenparameter σ als zeitinvariant angesetzt wurde. Ferner wäre bei zeitabhängigem Lage- und Skalenparameter durch die Wahl des 95 %-Perzentils eines jeden Parameterverlaufs nicht gewährleistet, dass diese zum gleichen Zeitschritt gehören. Die Vorgehensweise des ERL-Ansatzes wurde auf die Ermittlung von Regenhöhen- bzw. Regenspendenlinien erweitert und wird am nachfolgenden Beispiel exemplarisch dargestellt:

Gegeben sind dauerstufenabhängige AMAX-Werte einer Niederschlagszeitreihe mit einer Aufzeichnungsdauer von 100 Jahren. An die Beobachtungen wird nun, getrennt für jede Dauerstufe D , die instationäre GEV-Verteilung mit zeitabhängigem Lage- und/oder Skalenparameter angepasst. Die jeweiligen Parametersätze werden, wie in Abschnitt 10 beschrieben, über die Dauerstufen und die Zeit hinweg ausgeglichen,

um ein einheitliches Bild der resultierenden Niederschlagsstatistik zu generieren. Anschließend erfolgt die Berechnung der Quantilwerte für ein gegebenes Wiederkehrintervall (z. B.: $T = 30$ a) über die Inverse der GEV-Verteilung. Für jedes Jahr und jede Dauerstufe D liegen nun zeitabhängige Quantilwerte vor. Als resultierende stationäre Quantilwerte werden abschließend die 95 %-Perzentile dieser zeitabhängigen Werte je Dauerstufe berechnet und können abschließend zu einer Regenhöhenlinie zusammengefügt werden.

Werden die zeitabhängigen $h_N(D, T)(t)$ (vgl. Abbildung 11.1) zusätzlich über die Dauerstufen visualisiert, so ergibt sich die in der nachfolgenden Abbildung 11.2 dargestellte Verteilung der Quantilwerte $h_N(t)$ über die Zeit und Dauerstufen. Im letzten Berechnungsschritt werden die 95 %-Perzentile (ERL 95 %-Perzentil) der zeitabhängigen $h_N(t)$ für jede Dauerstufe in Form von einer Regenhöhenlinie für ein ausgewähltes Wiederkehrintervall T dargestellt (Abbildung 11.3).

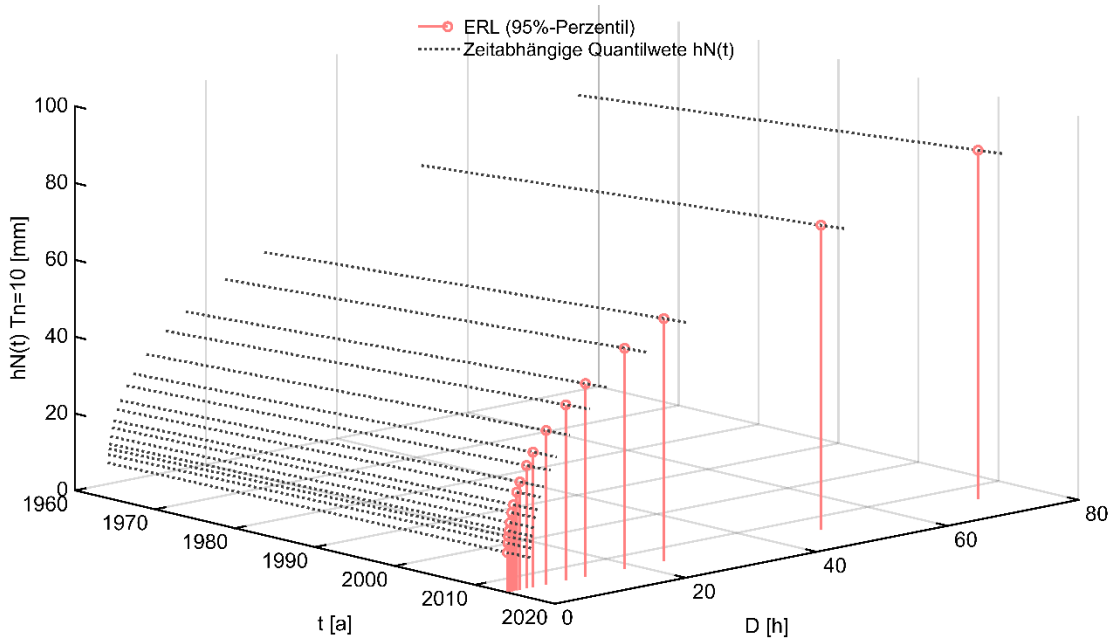


Abbildung 11.2: Zeitabhängige Quantilwerte $h_N(t)$ (schwarz gepunktete Linien) in Abhängigkeit von Dauerstufe D und Zeit t für ein Wiederkehrintervall $T = 10$ a. Rot dargestellt sind die 95 %-Perzentile der zeitabhängigen Quantilwerte.

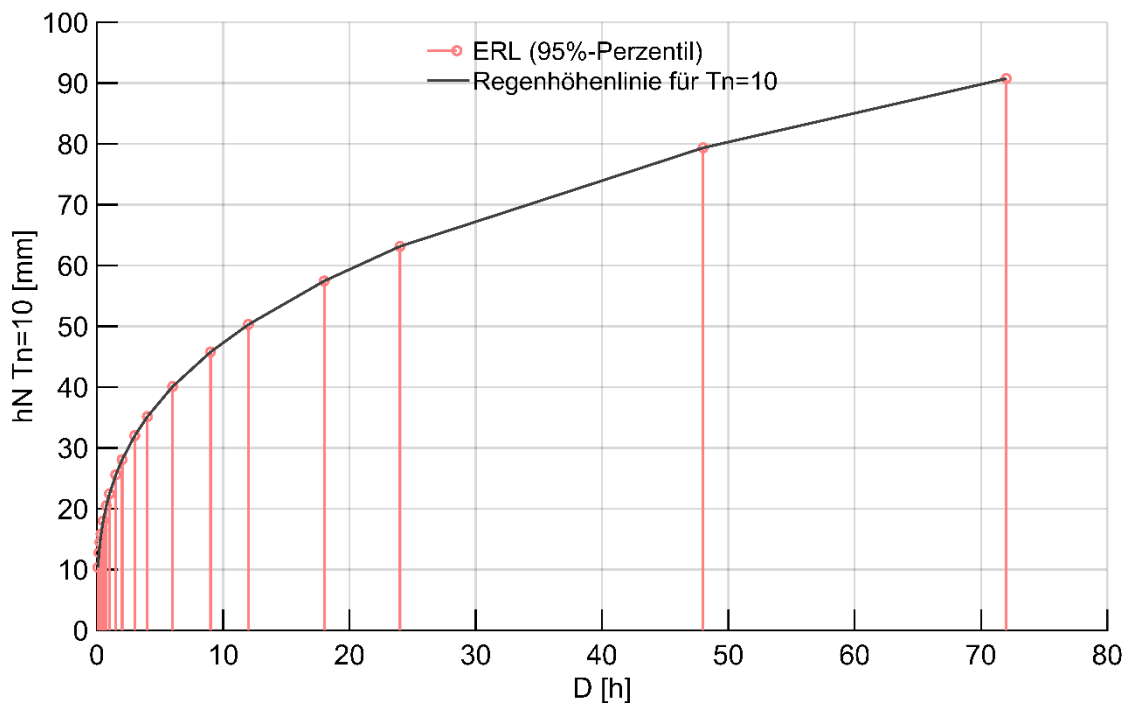


Abbildung 11.3: Regenhöhenlinie aus ERL 95 %-Perzentil der $h_N(t)$.

11.3 Design-Life-Level-Ansatz

Der Design-Life-Level-Ansatz (DLL) wird von Mudersbach und Bender (2017) als systematischer Ansatz zur Bemessung wasserwirtschaftlicher Infrastruktur bei instationären Bedingungen vorgeschlagen und basiert auf der Vorgabe einer Bauwerkslebensdauer N und einer vorgegebenen Überschreitungswahrscheinlichkeit EPN (engl. *exceedance probability N*) innerhalb dieser Bauwerkslebensdauer in Form eines Sicherheitsniveaus. Der DLL-Ansatz wurde erstmalig von Rootzén und Katz (2013) veröffentlicht (siehe auch Abschnitt 3.3) und von Mudersbach und Bender (2017) dahingehend erweitert, als dass die für den Zeitpunkt der Bemessung – im sogenannten Referenzjahr – gesuchte, maßgebende Überschreitungswahrscheinlichkeit bestimmt werden soll.

Für ein Ereignis X mit einer Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\bar{U}}$ kann mittels der Binomialverteilung die Auftretenswahrscheinlichkeit P_k dafür berechnet werden, dass das Ereignis X innerhalb einer Zeitspanne von n Jahren k -mal eintritt. Für große n und kleine $P_{\bar{U}}$ kann die Binomialverteilung über die Poisson-Verteilung angenähert werden (vgl. Abschnitt 6.1). Die Berechnung der Wahrscheinlichkeit P , dass ein Ereignis X innerhalb von n Jahren keinmal eintritt ($k = 0$), erfolgt dann mit:

$$P_{k=0} = (1 - P_{\ddot{U}})^n = \prod_{i=1}^n (1 - P_{\ddot{U}}) \quad \text{Gleichung (11.3)}$$

und als komplementäres Ergebnis zu $P_{k=0}$ mit:

$$P_{k \geq 1} = 1 - P_{k=0} = 1 - (1 - P_{\ddot{U}})^n = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - P_{\ddot{U}}) \quad \text{Gleichung (11.4)}$$

für die Überschreitungswahrscheinlichkeit.

Wird die Zeitspanne n mit einer geplanten Bauwerkslebensdauer N gleichgesetzt, erhält die Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\ddot{U}}$ innerhalb der Lebensdauer N die Bezeichnung EPN. Mit der Jährlichkeit $T = N$ ergibt sich $EPN = 0,6358 = 63,58 \%$. Abbildung 11.4 zeigt exemplarisch die EPN für ausgewählte typische Jährlichkeiten T in Abhängigkeit der Lebensdauer N . Die Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\ddot{U}}$ für ein Ereignis X bleibt dabei über die geplante Bauwerkslebensdauer N gleich.

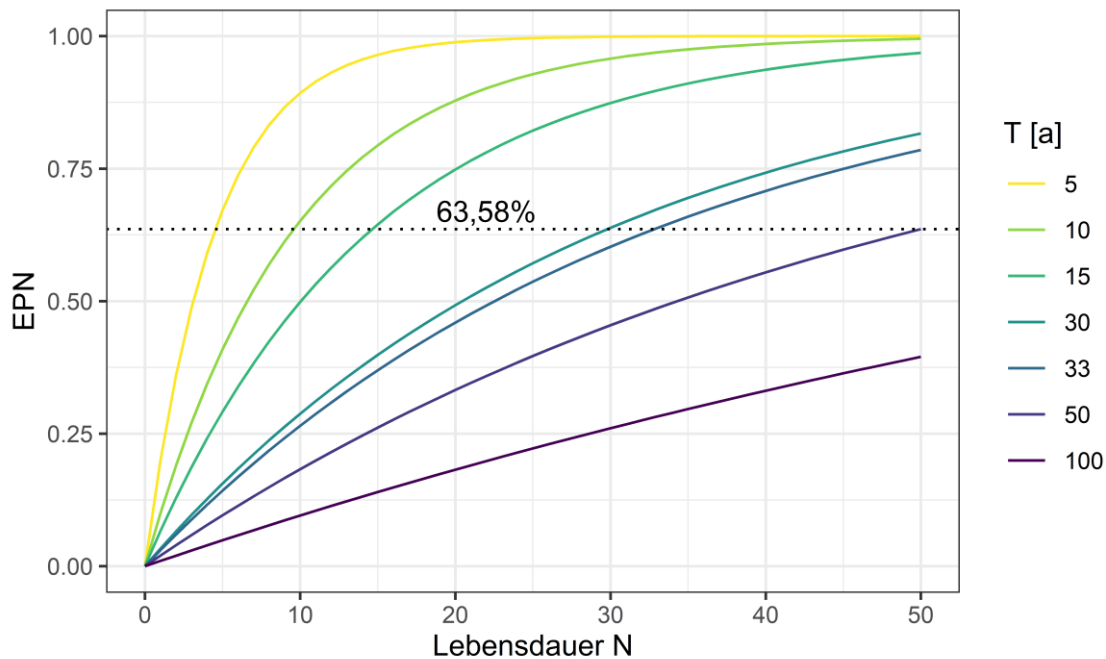


Abbildung 11.4: EPN in Abhängigkeit der Lebensdauer N für ausgewählte Jährlichkeiten T mit einem Sicherheitsniveau=63,58 % für $T=N=50$ a (stationärer Fall) (angepasst nach Mudersbach und Bender, 2017).

Für den instationären Fall hingegen ändert sich die Unter- bzw. Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\ddot{U}}$ für ein bestimmtes Ereignis X über die Zeit bzw. über den Planungshorizont

eines Bauwerks (Bauwerkslebensdauer N). Die Veränderung der Überschreitungswahrscheinlichkeit für ausgewählte Niederschlagsereignisse mit bestimmter Jährlichkeit ist in Abbildung 11.2 dargestellt.

Die Berechnung der EPN für den instationären Fall erfolgt vom Referenzjahr $a_{i=0}$ aus über die Lebensdauer N bis zum Ende der Lebensdauer im Jahr $a_{i=N}$ und ergibt sich zu:

$$EPN = 1 - \prod_{i=1}^{n=N} (1 - P_{\ddot{U},i}) \quad \text{Gleichung (11.5)}$$

mit:

$P_{\ddot{U},i}$ Zeitabhängige Überschreitungswahrscheinlichkeit
 N Bauwerkslebensdauer [a]

Aus einer vorgegebenen Jährlichkeit T im Referenzjahr und der Bauwerkslebensdauer N resultiert für den stationären Fall ein bestimmtes Sicherheitsniveau EPN_{soll} (siehe Abbildung 11.4). Es wird abschließend die im Referenzjahr zu wählende Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\ddot{U},i=0}$ gesucht, für die sich auch im instationären Fall mit Gleichung (11.5) das Sicherheitsniveau EPN_{soll} am Ende der Bauwerkslebensdauer ergibt (siehe Abbildung 11.5). Diese zu wählende Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\ddot{U},i=0}$ wird auch mit DEP (engl. *design exceedance probability*) und die dazugehörige Jährlichkeit mit DRP (engl. *design return period*) bezeichnet. DEP und DRP stehen in folgendem Zusammenhang:

$$DRP = \frac{1}{DEP} \quad \text{Gleichung (11.6)}$$

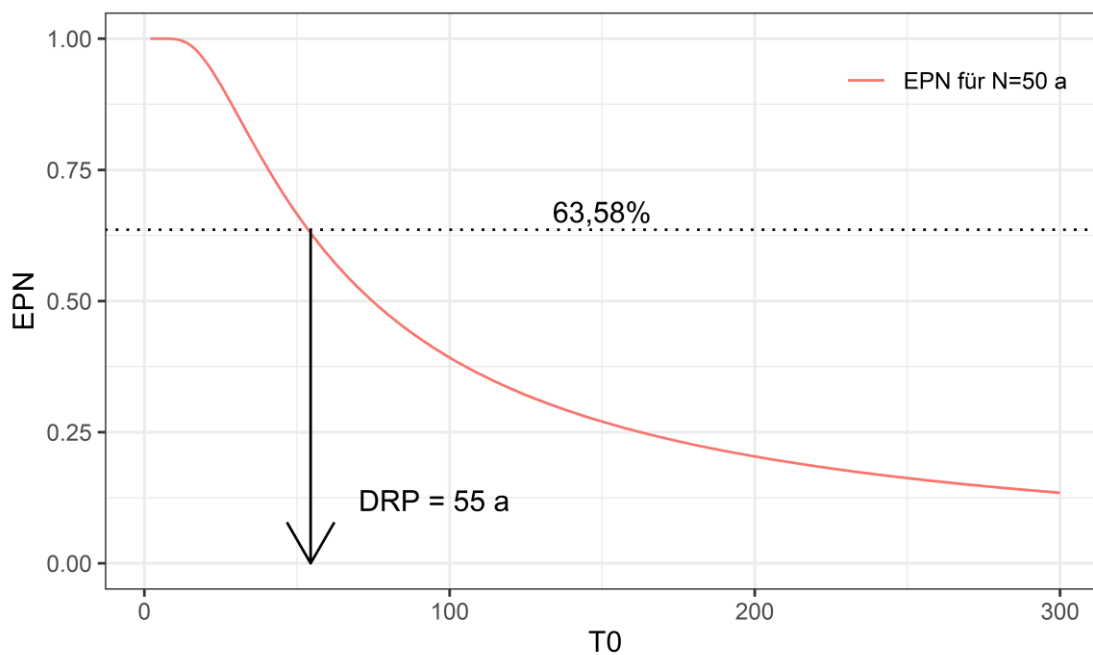


Abbildung 11.5: Beispielhafter Verlauf der EPN für eine ausgewählte Dauerstufe, einer Bauwerkslebensdauer $N=50$ a, einem Sicherheitsniveau von 63,58 % und dazugehörigem $DRP=55$ a (angepasst nach Mudersbach und Bender, 2017).

Der zur ermittelten Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\bar{U},i=0}$ bzw. DEP gehörende Quantilwert mit der Jährlichkeit DRP kann abschließend für die Bemessung herangezogen werden.

Der Ansatz wurde in der vorliegenden Arbeit auf die Ermittlung von Regenhöhen- bzw. Regenspendenlinien erweitert und wird am nachfolgenden Beispiel erläutert. Eine exemplarische Darstellung erfolgt zudem in Abschnitt 12.6:

Gegeben sind dauerstufenabhängige AMAX-Werte einer Niederschlagszeitreihe mit einer Aufzeichnungsdauer von 60 Jahren. Es wird nun, getrennt für jede Dauerstufe D , eine instationäre GEV mit zeitabhängigem Lage- und/oder Skalenparameter angepasst. Die jeweiligen Parametersätze werden über die Dauerstufen und die Zeit hinweg ausgeglichen, um ein einheitliches Bild der resultierenden Niederschlagsstatistik zu generieren (vgl. Abschnitt 10). Zusätzlich erfolgt die Festlegung eines Referenzjahres z. B. 2017, einer Bauwerkslebensdauer N von 50 Jahren und einer Jährlichkeit $T_{i=0} = 50$ a mit dazugehörigem Sicherheitsniveau 63,58 %. Anschließend erfolgt die Berechnung der Quantilwerte $h_N(D, T_{i=0})$ im Referenzjahr sowie die Berechnung der dazugehörigen, zeitabhängigen Über- bzw.

Unterschreitungswahrscheinlichkeit dieser Quantilwerte ($P_{\bar{U},i}, P_{U,i}$). Im nächsten Schritt erfolgt die Berechnung der instationären EPN für unterschiedliche Jährlichkeiten am Ende der Bauwerkslebensdauer sowie die im Referenzjahr zu wählende DRP in Abhängigkeit der auszuwertenden Dauerstufe und Jährlichkeit. Für ein Quantilwert $h_N(D, T_{i=0})$ ergeben sich somit anhand der ermittelten DRP neue Quantilwerte $h_N(D, DRP)$, die die zeitliche Entwicklung der Über- bzw. Unterschreitungswahrscheinlichkeit innerhalb der Bauwerkslebensdauer unter Berücksichtigung des entsprechenden Sicherheitsniveaus beinhalten.

11.4 Zusammenfassung und Bewertung der Methoden

Beide dargestellten Ansätze ermöglichen die Überführung zeitabhängiger Quantilwerte in eine „quasi stationäre“ Planungskenngröße.

Der ERL-Ansatz ist dabei abhängig von der Wahl des Perzentils. In dem hier dargestellten und genutzten Verfahren wird das als Planungsgröße zu berücksichtigende Quantil aus dem zeitabhängigen Verlauf über den Zeitraum der Beobachtungen gewählt. Eine mögliche Extrapolation über den Beobachtungszeitraum hinaus wäre als Erweiterung dieses Verfahrens denkbar. Je nach zeitlichem Verlauf der Quantilwerte resultiert bei dem ERL-Ansatz aus der Wahl des Perzentils ein geringeres bzw. höheres Sicherheitsziel, sodass bei einer Anwendung des ERL-Verfahrens diese Größe einen gewissen Spielraum erlaubt.

Der DLL-Ansatz stellt demgegenüber das komplexere Verfahren dar. Die Berechnungsergebnisse sind abhängig von der Bauwerkslebensdauer, dem gewählten Referenzjahr sowie der Größe und Art der über die Bauwerkslebensdauer angenommenen bzw. extrapolierten zeitlichen Entwicklung der Quantilwerte. Durch die Berücksichtigung von regionalisierten Klimaprojektionen, Klimaindizes, oder Langjähriger Mittelwerte hydrometeorologischer Kenngrößen bei der Modellierung der Quantilwerte können Unsicherheiten bei der Extrapolation reduziert werden.

Mittels des ERL- und DLL-Ansatzes können instationäre Quantilwerte unter Berücksichtigung verschiedener Randbedingungen in eine wasserwirtschaftliche Planungskenngröße überführt werden. Unter Verwendung der in Abschnitt 7.2 aufgeführten instationären GEV-Modelle sowie des in 10 dargestellten Parameterausgleichs in Anlehnung an Fischer und Schumann (2018) konnte sowohl der ERL- als auch der DLL-Ansatz konnte somit in der

vorliegenden Arbeit mit der Vorgehensweise zur Ermittlung von Regenhöhen- bzw. Regenspendenlinien nach DWA (2012a) verknüpft werden.

Der folgende Abschnitt 12 führt die vorab aufgeführten theoretischen Grundlagen und Verfahren zusammen. Als Erweiterung des aktuellen Stands der Technik wird die Entwicklung eines instationären Berechnungsansatzes für Regenhöhen zur Anwendung in der wasserwirtschaftlichen Bemessungspraxis im Detail dargestellt.

12 Entwicklung eines instationären Berechnungsansatzes für Regenhöhen

12.1 Einführung

In Deutschland regelt zum aktuellen Zeitpunkt das Arbeitsblatt A 531 der DWA (DWA, 2012a) die Vorgehensweise und Methodik zur Erstellung von Regenhöhen- bzw. Regenspendenlinien als Grundlage für die Bemessung unterschiedlicher wasserbaulicher Anlagen. Die darin beschriebene extremwertstatistische Auswertung von jährlichen maximalen Niederschlagshöhen verschiedener Dauerstufen D sieht eine Anwendung bzw. Anpassung der zweiparametrischen Gumbel-Verteilung an die AMAX-Werte der aggregierten Dauerstufenreihen mit einem anschließenden Ausgleich der Parameter der Verteilungsfunktion über die Dauerstufen vor (siehe Abschnitt 4.2). Als klassisches extremwertstatistisches Modell setzt diese deutschlandweit angewandte Vorgehensweise stationäre Beobachtungen voraus und berücksichtigt keine Instationaritäten in den Daten.

Die vorangegangenen Ausführungen der zur Verfügung stehenden extremwertstatistischen Methoden, der variantenreichen Modelle zur Berücksichtigung von Klimaprojektionen, Sprungstellen, Trends und weiteren hydrologisch relevanten Parametern bei der Berechnung von Regenhöhen ermöglichen eine grundlegende Weiterentwicklung des aktuell gültigen Ansatzes. In einem neuen Ansatz für die Erstellung von Regenhöhenlinien sollen demnach sowohl mehrparametrische instationäre Modelle von Verteilungsfunktionen einfließen (Abschnitt 6.2 und 7.2), als auch die Berücksichtigung von Instationaritäten in den Beobachtungsdaten in Form von Trends und Sprungstellen erfolgen (Abschnitt 5.2, 5.3 und 5.4) sowie Klimaprojektionen bei der instationären Parameterschätzung implementiert werden (Abschnitt 9.3). Der Berechnungsansatz vereint somit aktuelle Methoden und Modelle und überträgt diese auf die bestehende Vorgehensweise nach DWA (2012a).

Der instationäre Berechnungsansatz für Regenhöhen bzw. Regenhöhenlinien gliedert sich in drei aufeinander aufbauende Stufen, deren einzelne Schritte nachfolgend erläutert und

dargestellt werden. Vorausgehend werden die statistischen Kennwerte der genutzten Datengrundlage aufgeführt (Abschnitt 12.2). Abbildung 12.1 zeigt das Flussdiagramm des instationären Bemessungsansatzes für Regenhöhen- bzw. Regenspendenlinien mit einzelnen Zwischenergebnissen der Berechnungsschritte.

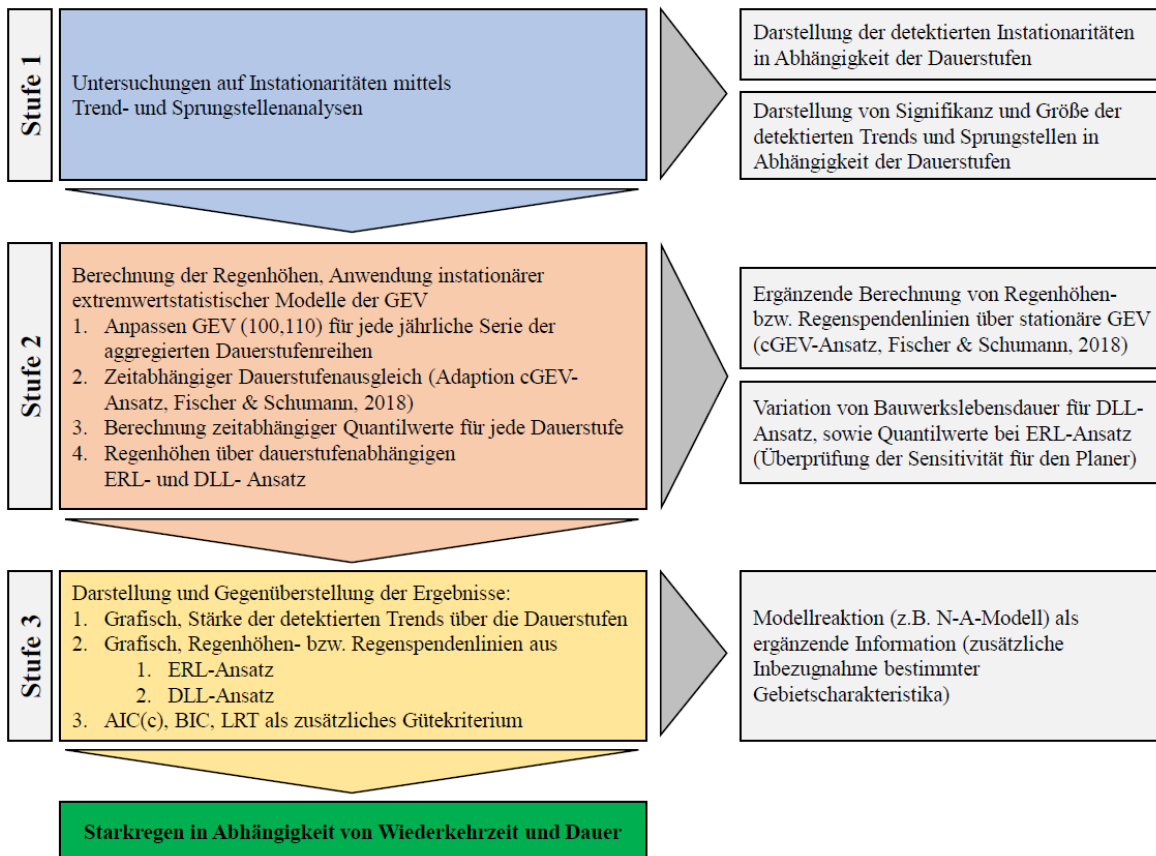


Abbildung 12.1: Flussdiagramm des instationären Bemessungsansatzes für Regenhöhen- bzw. Regenspendenlinien mit einzelnen Berechnungsschritten (dunkelgrau) und dazugehörigen Zwischenergebnissen (hellgrau).

12.2 Statistische Kennwerte und Überblick der verwendeten Daten

Vor den Ergebnissen der Trend- und Sprungstellenanalysen werden Mittelwert M , Standardabweichung SD , Variationskoeffizient $VarKoeff$, Schiefe und Kurtosis als ausgewählte statistische Kennwerte für die aufbereitete Datengrundlage (vgl. Abschnitt 2) dargestellt.

Es wurden Jahres- und Monatssummen sowie die jährlichen Serien der aggregierten Dauerstufenreihen für alle 49 Niederschlagsstationen ausgewertet. Zudem erfolgte die Auswertung der jährlichen Serien hinsichtlich des Zeitpunktes des Auftretens der jeweiligen Niederschlagsereignisse.

In Abbildung 12.2 sind die statistischen Kennwerte der Jahressummen von 49 Niederschlagsstationen dargestellt. Diese weisen im Mittel eine jährliche Niederschlagssumme von 884 mm mit einer mittleren Standardabweichung von 139 mm (15 %) auf. Die Schiefe beträgt im Mittel -0,09 und die Kurtosis 0,61. Dabei liegen Stationen sowohl mit rechts- als auch linksschiefen Daten vor (vereinzelte rechtsschiefe Ausreißer).

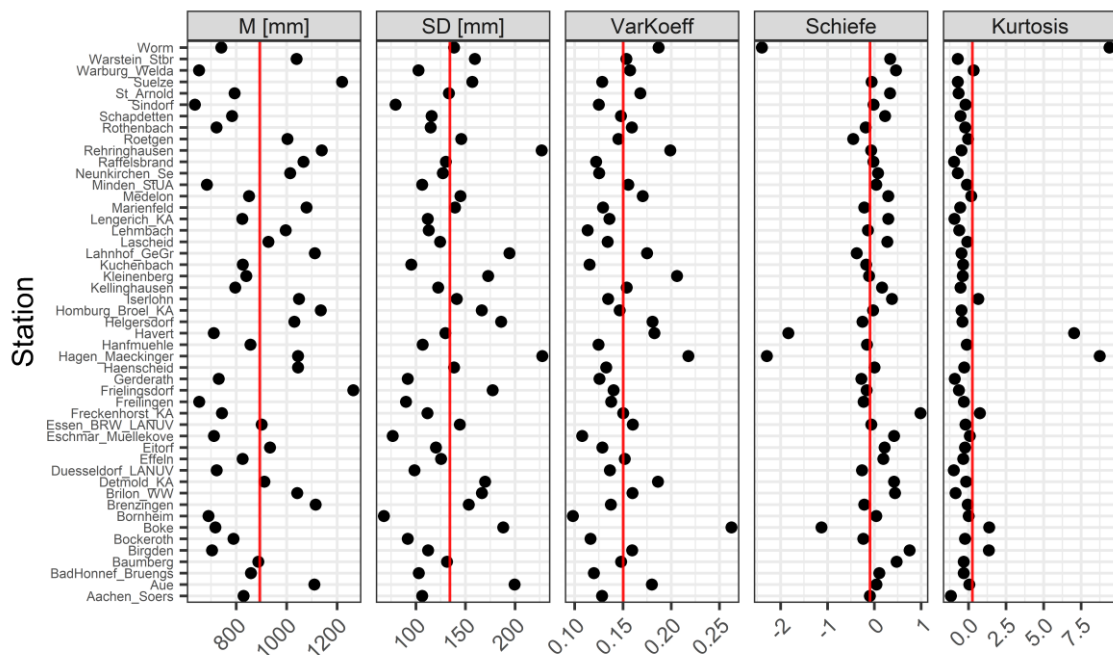


Abbildung 12.2: Statistische Kennwerte der Jahressummen für die 49 genutzten Niederschlagsstationen. Die rote vertikale Linie stellt jeweils den Mittelwert der Kenngröße über alle Stationen dar.

Abbildung 12.3 zeigt die Auswertung der jährlichen Serien der aggregierten Dauerstufenreihen (AMAX-Serien). Für jede Dauerstufe D wurden die Serien aller Niederschlagsstationen zusammengefasst und die jeweiligen statistischen Kenngrößen berechnet. Schiefe und Kurtosis weisen für die Dauerstufen von $D = 60$ min bis $D = 2$ d eine breitere Streuung auf und implizieren mit durchgehend positiven Werten über alle Dauerstufen hinweg eine Tendenz zu rechtsschiefen Verteilungen mit schweren Rändern. Ergänzend ist in Abbildung 12.3 die fixe Schiefe der Gumbel-Verteilung mit $\gamma = 1,1396$ dargestellt. Die Schiefe der AMAX-Reihen stimmt hiermit nur für vereinzelte Dauerstufenserien überein.

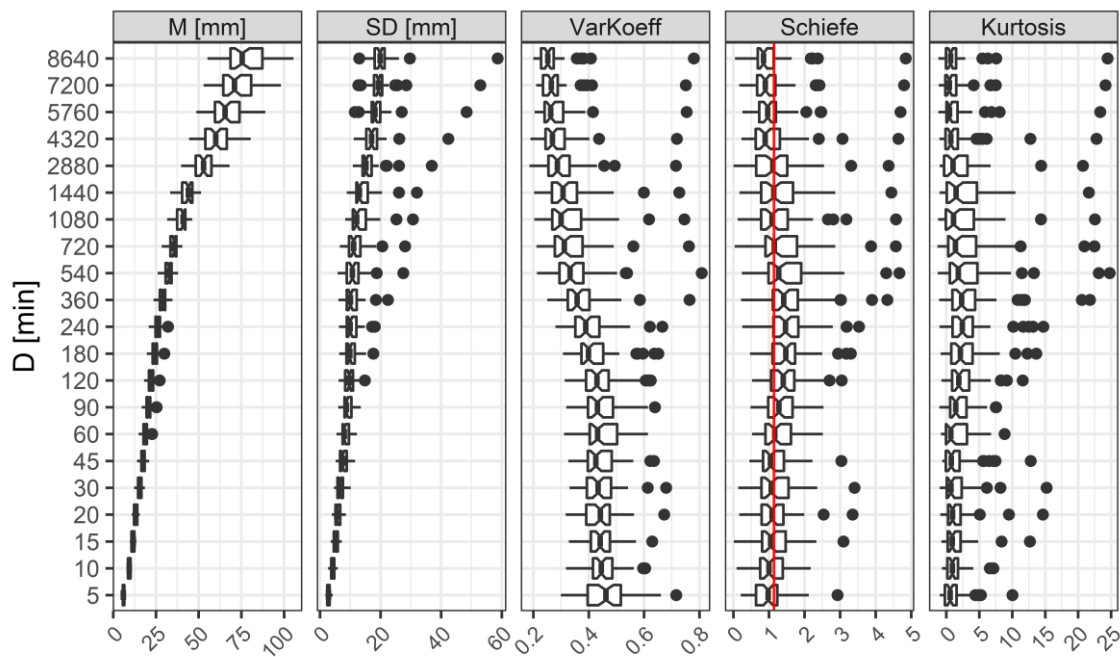


Abbildung 12.3: Statistische Kennwerte der jährlichen Serien (AMAX) der aggregierten Dauerstufenreihen für die 49 genutzten Niederschlagsstationen. Als rot gestrichelte Linie ist ergänzend die Schiefe der Gumbel-Verteilung mit 1,1396 dargestellt.

Zusätzlich zu den aufgeführten statistischen Kennwerten zeigt die nachfolgende Tabelle 12.1 die Zusammenfassung der mittleren Monatssummen sowie die mittlere Jahressumme aufgeteilt für alle 49 untersuchten Niederschlagsstationen. Die Stationen *Frielingsdorf* mit der höchsten mittleren Jahressumme und *Sindorf* mit der niedrigsten mittleren Jahressumme sind grau hinterlegt.

Tabelle 12.1: Mittlere monatliche und jährliche Niederschlagssummen der verwendeten Niederschlagsstationen.

Name	Mittlere Niederschlagshöhe [mm]												Jahr
	Nov	Dez	Jan	Feb	Mar	Apr	Mai	Jun	Jul	Aug	Sep	Okt	
Aachen_Soers	65,3	78,2	71,5	62,2	62,9	51,6	68,6	79,5	76,8	76,4	65,8	70,5	829
Aue	102,8	131,5	123,6	92,2	96,8	61,3	71,2	77,8	90,9	84,6	84,2	93,0	1.110
BadHonnet_Bruengs	71,2	75,7	67,3	57,0	66,0	56,5	70,9	88,4	87,4	83,6	69,1	65,3	858
Baumberg	77,2	91,3	84,8	61,8	69,5	49,6	64,8	77,7	79,8	81,8	75,0	74,1	887
Birgden	54,9	63,3	54,5	57,0	50,0	39,8	57,3	70,3	70,3	70,3	58,3	58,2	704
Bockeroth	64,8	64,2	58,9	49,0	58,2	49,9	68,6	85,7	87,6	77,2	64,9	60,1	789
Boke	61,2	63,3	61,1	44,7	56,5	42,5	61,2	64,0	72,8	72,4	62,9	54,7	717
Bornheim_M_H	52,9	55,4	47,8	46,1	51,5	45,8	59,7	74,1	75,6	70,2	59,2	51,8	690
Brenzingen	104,3	124,1	116,2	86,3	95,4	63,9	74,6	89,3	95,3	87,9	86,3	91,4	1.115
Brilon_WW	95,5	106,4	99,0	78,4	89,8	64,3	74,3	87,5	94,2	91,7	83,8	77,4	1.042
Detmold_KA	82,9	98,1	95,0	64,9	71,9	52,5	68,1	77,7	76,4	81,0	73,0	70,4	912
Duesseldorf_LANUV	61,6	68,0	58,7	48,9	52,3	46,5	57,8	70,3	72,6	69,0	57,7	59,2	723
Effeln	69,3	72,2	67,2	51,0	62,3	52,3	69,0	78,5	88,6	81,0	71,1	63,1	826
Eitorf	81,7	89,2	85,1	66,6	76,4	56,0	72,0	85,7	89,4	83,7	73,3	74,7	934
Eschmar_Muellekove	55,8	58,1	51,4	44,7	51,8	45,5	62,7	79,0	73,2	75,4	58,9	54,9	711
Essen_BRW	77,3	83,9	77,1	60,5	63,4	58,1	71,5	86,1	89,9	88,0	74,0	71,0	901
Freckenhorst_KA	64,4	71,0	65,9	48,0	57,5	42,8	60,5	68,2	72,3	68,1	64,9	59,6	743
Freilingen	52,1	56,5	52,7	43,3	46,0	45,3	60,2	61,0	64,1	61,2	58,1	52,6	653
Frielingsdorf	120,9	144,0	135,1	98,0	109,5	68,6	79,3	102,4	110,5	99,1	96,9	100,5	1.265
Gerderath	59,2	68,5	60,7	52,7	53,0	42,8	57,9	70,2	77,2	66,8	62,0	59,5	730
Haenscheid	95,1	109,5	103,5	78,8	88,5	60,7	76,6	92,1	90,9	88,1	80,3	81,0	1.045
Hagen_Maeckinger	90,9	110,3	105,5	78,6	92,3	66,3	75,8	84,0	90,4	82,7	83,5	85,2	1.045
Hanfmuhle	71,3	74,6	72,0	59,7	67,2	53,7	70,8	83,2	86,9	81,5	68,3	67,2	856
Havert	60,3	66,5	57,2	49,4	52,6	39,8	57,7	72,5	67,7	71,2	56,8	59,2	711
Helgersdorf	90,2	111,2	100,2	76,0	81,5	63,8	77,8	83,4	95,6	89,7	77,6	83,4	1.031
Homburg_Broel_KA	106,5	128,9	120,7	87,6	97,1	64,9	77,9	90,8	93,0	87,9	88,7	91,6	1.136
Iserlohn_Kesbern	90,3	102,8	99,5	75,7	86,6	60,6	77,0	91,4	103,7	92,4	87,8	81,1	1.049
Kellinghausen	63,6	66,9	63,9	47,2	60,5	48,1	69,1	79,4	84,8	81,2	70,9	60,6	796
Kleinenberg	76,7	82,8	74,9	55,8	65,8	48,4	66,2	73,6	83,3	74,9	71,0	66,6	840
Kuchenbach	67,8	70,4	66,8	54,6	62,8	50,2	69,8	85,3	85,0	81,3	66,8	65,1	826
Lahnhof_GeGr	102,9	116,4	112,4	86,1	88,0	69,8	82,0	85,6	100,2	90,2	86,5	91,7	1.112
Lascheid	80,1	89,1	84,6	67,1	75,3	58,0	72,3	83,4	88,6	83,0	71,4	75,1	928
Lehmbach	87,1	95,5	89,5	68,9	79,2	60,1	74,3	96,4	98,0	89,5	79,9	78,1	996
Lengerich_KA	71,1	80,3	75,9	54,7	59,2	45,1	60,4	76,8	80,3	80,6	70,8	68,8	824
Marienfild	99,8	114,1	106,2	79,7	89,3	60,6	76,2	93,6	95,7	90,9	84,8	88,2	1.079
Medelon	80,3	96,0	93,1	66,2	67,8	49,5	56,9	72,1	69,3	67,5	63,9	68,1	851
Minden_StUA	55,2	62,6	60,8	42,1	50,9	39,9	55,2	67,9	66,3	69,7	55,7	57,6	684
Neunkirchen_Se	88,9	100,5	93,5	72,8	81,5	59,7	74,7	96,5	94,5	92,3	79,5	80,0	1.014
Raffelsbrand	91,6	108,3	97,3	87,4	91,3	70,0	83,5	88,3	97,6	87,3	81,7	82,6	1.067
Rehringhausen	106,4	129,0	117,2	86,0	94,0	68,5	75,4	88,8	102,0	94,1	85,1	93,3	1.140
Roetgen	88,0	98,1	88,7	73,3	80,8	64,1	79,6	88,8	95,4	91,4	80,5	74,8	1.004
Rothenbach	59,1	67,7	64,3	52,8	56,3	41,7	56,6	73,7	69,1	63,8	58,3	58,5	722
Schapidetten	68,5	75,6	72,9	52,2	59,4	44,2	61,1	73,3	75,2	74,2	64,7	62,4	784
Sindorf	49,1	52,2	44,5	39,1	46,4	42,7	57,6	69,3	68,3	63,8	49,4	53,6	636
St_Arnold	71,2	77,2	73,3	53,6	61,4	45,5	61,5	72,0	76,1	72,1	66,4	63,2	794
Suelze	114,6	134,3	124,4	91,4	102,7	68,0	78,1	102,7	113,7	97,3	96,0	96,8	1.220
Warburg_Welda	54,1	57,0	51,1	37,4	49,5	40,6	58,2	68,2	70,0	61,9	54,0	50,3	652
Warstein_Stbr	89,3	107,0	100,9	78,0	88,4	66,2	72,5	84,7	100,6	92,5	82,0	77,3	1.039
Worm	61,3	70,3	61,8	54,2	58,6	46,8	60,3	73,8	68,3	69,4	57,9	58,3	741

Abbildung 12.4 zeigt die jährlichen Verläufe der mittleren Monatssummen für die 49 untersuchten Niederschlagsstationen, wobei ebenfalls die Station *Frielingsdorf* mit der höchsten mittleren Jahressumme (1.265 mm) und die Station *Sindorf* mit der niedrigsten mittleren Jahressumme (636 mm) jeweils als gestrichelte Linie fett hervorgehoben sind. Es liegt eine deutliche Zunahme der Streuung der mittleren Monatssummen in den Frühlings- und Wintermonaten (November bis April) mit einem Minimum im April vor. Die meteorologischen Sommermonate (Juni bis August) weisen im Vergleich dazu eine deutlich geringere Streuung und höhere mittlere Monatssummen auf.

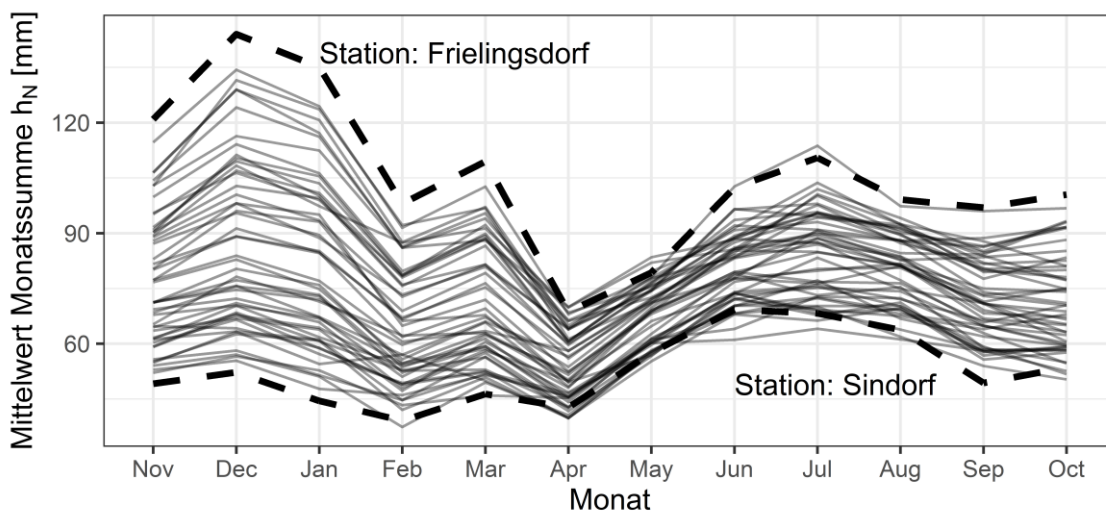


Abbildung 12.4: Mittelwerte der Monatssummen von 49 Niederschlagsstationen. Hervorgehoben sind die Station *Frielingsdorf* mit der höchsten und die Station *Sindorf* mit der niedrigsten mittleren Jahressumme (gestrichelte Linie) (nach Portela et al., 2020).

Ergänzend werden die Anzahl und die monatliche Verteilung des Auftretens der beobachteten AMAX-Werte der jeweiligen Dauerstufenreihen über das Kalenderjahr dargestellt. Abbildung 12.5 zeigt die Verteilung für kleine Dauerstufen bis 4 h, Abbildung 12.6 für Dauerstufen bis zu 6 Tage.

Für eine Niederschlagsdauer < 4 h konzentrieren sich die Ereignisse auf die Monate April bis August mit einem Maximum im Monat Juni, welches sich mit größer werdenden Dauerstufen in den Monat Juli verschiebt. Ebenfalls nimmt die Streuung der Ereignisse bei größer werdender Niederschlagsdauer über die Monate zu und konzentriert sich ab einer Niederschlagsdauer von 3 Tagen auf den Monat November.

Die AMAX-Werte der kurzen Dauerstufenreihen beinhalten somit ausschließlich Regener-
eignisse der Sommermonate, die erst bei größer werdender Dauer zusätzlich langanhaltende
Niederschlagsereignisse aus den Herbst- und Wintermonaten umfassen.

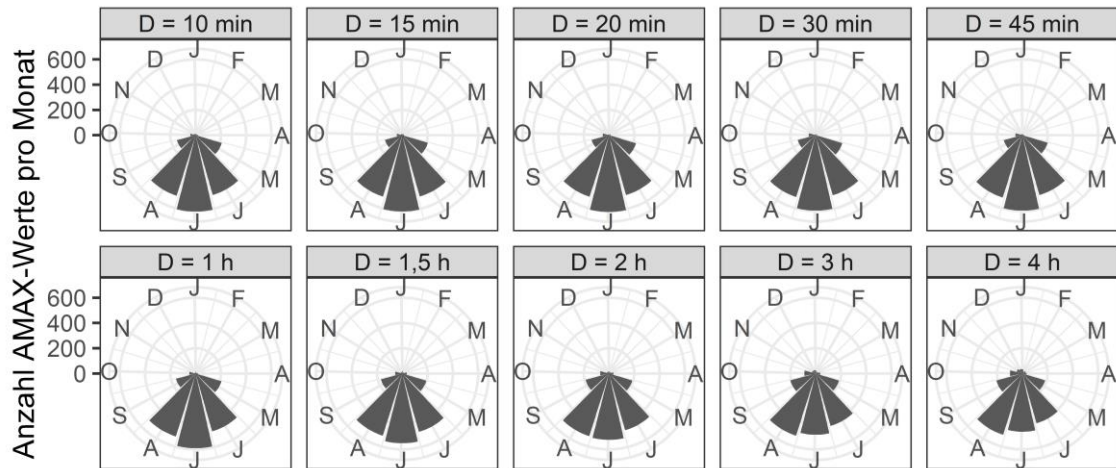


Abbildung 12.5: Anzahl und monatliche Verteilung jährlicher Maximalwerte der aggregierten Dauerstufenreihen für Niederschlagsdauern von 10 min bis 4 h. Datengrundlage: 21 Dauerstufenreihen an 49 Stationen aus NRW.

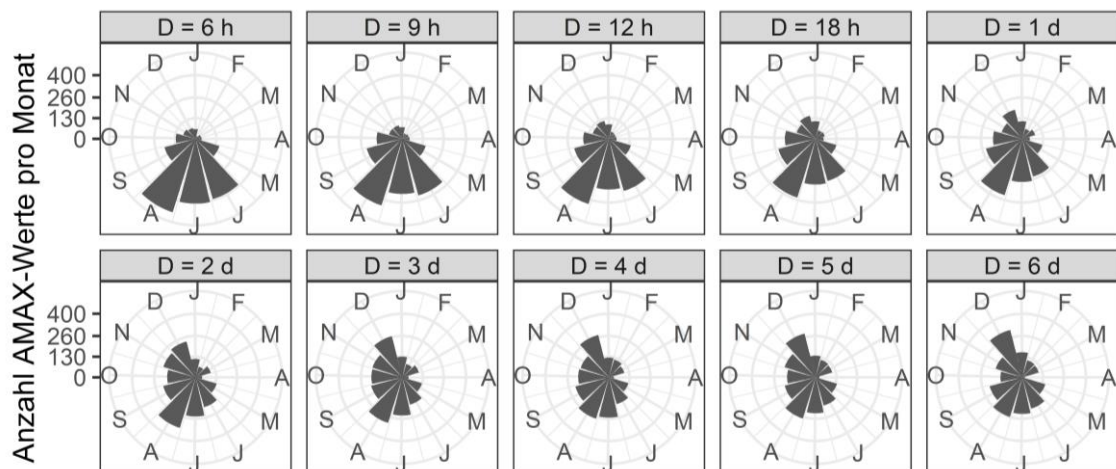


Abbildung 12.6: Anzahl und monatliche Verteilung jährlicher Maximalwerte (AMAX) der aggregierten Dauerstufenreihen für Niederschlagsdauern von 6 h bis 6 d. Datengrundlage: 21 Dauerstufenreihen an 49 Stationen aus NRW.

12.3 Untersuchungen auf Instationaritäten mittels Trend- und Sprungstellenanalysen

Um eine weiterführende Kenntnis über grundlegende statistische Kennwerte und Eigenschaften der zu analysierenden Datengrundlage zu erlangen, erfolgen in der ersten Stufe

(Abbildung 12.7) des instationären Bemessungsansatzes und im Voraus zu den extremwertstatistischen Methoden Trend- und Sprungstellenanalysen.

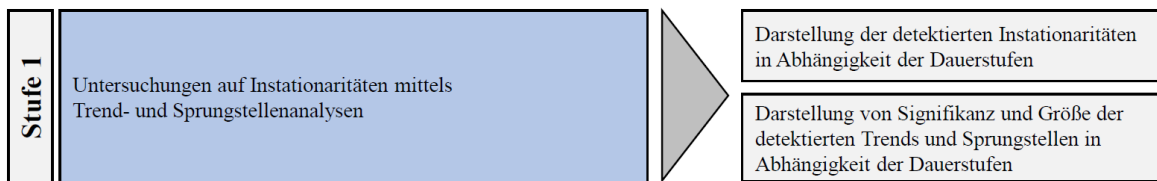


Abbildung 12.7: Ausschnitt aus dem Flussdiagramm des instationären Berechnungsansatzes mit Inhalt der ersten Stufe. Inhalt der ersten Stufe des instationären Berechnungsansatzes

Die Analysen wurden auf die jährlichen Serien der aggregierten Dauerstufenreihen (AMAX-Reihen) angewendet, welche die Grundlage für die weiterführenden extremwertstatistischen Untersuchungen bilden. Durch die Aufbereitung der Dauerstufenreihen nach Vorgabe des DWA-A 531 (DWA, 2012a) und die Verwendung jährlicher Maximalwerte kann die Unabhängigkeit der Beobachtungen vorausgesetzt werden. Die Grundannahmen der nachfolgend aufgeführten Tests sind dahingehend erfüllt und wurden im Zuge der vorliegenden Arbeit nicht weiter geprüft.

Die Trenduntersuchungen erfolgten zunächst mit dem klassischen nichtparametrischen Mann-Kendall-Test (vgl. Abschnitt 5.2.2), um festzustellen, ob eine signifikante Instationarität vorliegt. Es wurde auf einen Trend zu einem Signifikanzniveau von $\alpha = 5\%$ getestet.

Abhängige bzw. seriell autokorrelierte Daten können bei Verwendung des klassischen M-K-Tests (Abschnitt 5.2.2) zu einer fehlerhaften Verwerfung der Nullhypothese und damit falschen Annahme eines signifikanten Trends führen. Der nach Hamed und Rao (1998) modifizierte Test (vgl. Abschnitt 5.2.3) berücksichtigt eine mögliche Autokorrelation der Daten für ein Lag von $k = 1$ und wurde ergänzend angewendet. Das Vorhandensein einer Autokorrelation wurde für die Untersuchung der AMAX-Werte als stochastisches Signal bewertet und eine Gegenüberstellung beider Tests ergab identische Ergebnisse. Somit werden ausschließlich die Ergebnisse des klassischen M-K-Tests dargestellt.

Da mittels des M-K-Tests keine Unterscheidung eines signifikanten Trends in Form einer langzeitlichen Änderung oder einer Sprungstelle in Form einer abrupten Änderung erfolgt und in beiden Fällen die Nullhypothese verworfen werden würde, erfolgte zusätzlich ein Homogenitätstest des Erwartungswertes mittels des nichtparametrischen Wilcoxon-Mann-Whitney-Tests (vgl. Abschnitt 5.3.2), ebenfalls zu einem Signifikanzniveau von $\alpha = 5\%$.

Die Sensitivität des Tests in den Randbereichen wurde durch eine Ergänzung der Teststatistik berücksichtigt. Bei einer detektierten Sprungstelle innerhalb der ersten und letzten acht Beobachtungsjahre der Reihe wurde die Teststatistik zugunsten der Nullhypothese bewertet (keine Sprungstelle). Die Wahl einer Mindestanzahl von acht Werten in den Randbereichen erfolgte, um eine möglichst hohe Repräsentanz des eigentlichen Verhaltens der Beobachtungen zu erhalten.

Zudem fand bei Detektion einer Sprungstelle außerhalb der Randbereiche eine erweiterte Testung statt. Diese beinhaltet eine Korrektur des Mittelwerts für das Teilstück vor der Sprungstelle und einen erneuten Trendtest der korrigierten Reihe. Bei Vorliegen eines Trends wurde die zuvor detektierte Sprungstelle als Trend, ansonsten als Sprungstelle geschrieben.

Abbildung 12.8 zeigt die Ergebnisse des M-K-Tests in Abhängigkeit der Dauerstufen für die jeweiligen Niederschlagsstationen. Mit Ausnahme von vier Niederschlagsstationen weisen alle untersuchten Stationen insbesondere in den kurzen Dauerstufen $D < 60$ min einen Trend auf. Nur bei sieben Stationen wurden auch in Dauerstufen bis sechs Tagen Trends detektiert. Insgesamt weisen 239 von 1.029 Reihen ($\approx 23\%$) eine Instationarität in Form eines Trends auf.

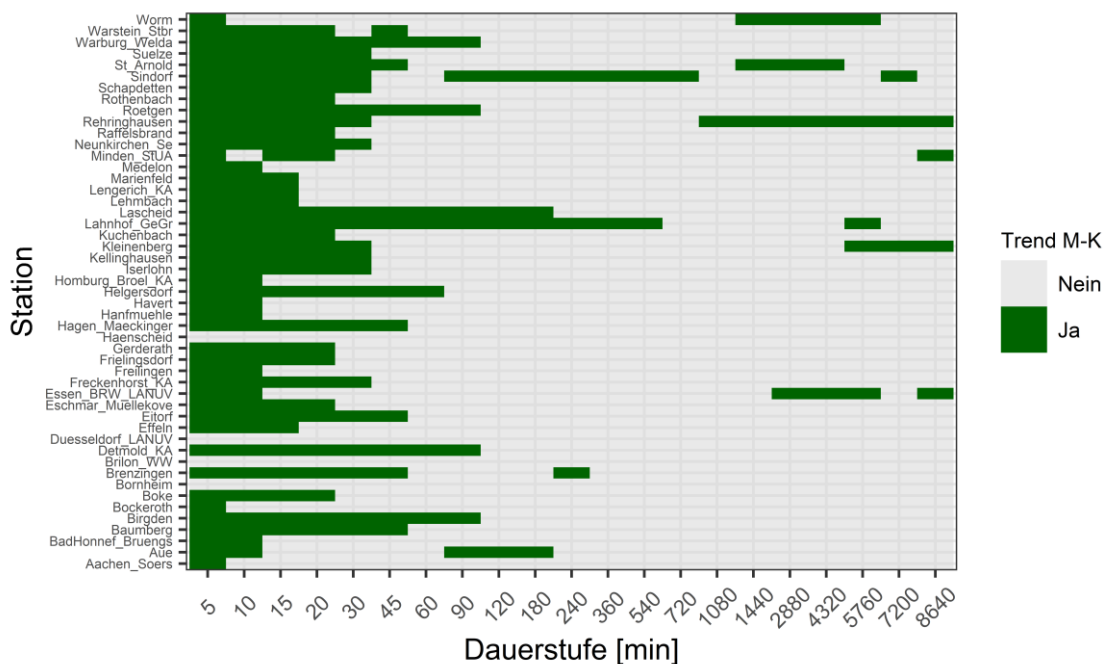


Abbildung 12.8: Dauerstufenabhängige Verteilung der detektierten Instationaritäten in Form von Trends für Serien der AMAX-Werte an 49 untersuchten Niederschlagsstationen aus NRW.

Abbildung 12.9 zeigt die Ergebnisse der ergänzend durchgeführten Tests auf Vorliegen einer Autokorrelation. 80 von 1.029 Reihen ($\approx 8\%$) weisen eine signifikante Korrelation für ein Lag von $k = 1$ auf. Diese liegt in kurzen Dauerstufen $D < 45$ min vor und nur vereinzelt bei Dauerstufen $D > 2$ d. Für diese Serien wurde mittels des modifizierten M-K-Tests (vgl. Abschnitt 5.2.3) geprüft, ob die serielle Korrelation zu einer fehlerhaften Detektion eines Trends geführt hat. Da auch der modifizierte Test nicht zu einem Ablehnen der Alternativhypothese in den hier aufgeführten Fällen führte, konnte der Einfluss der vorliegenden Autokorrelation ausgeschlossen werden und es wurden die Ergebnisse des klassischen M-K-Tests für die weiteren Auswertungen übernommen.

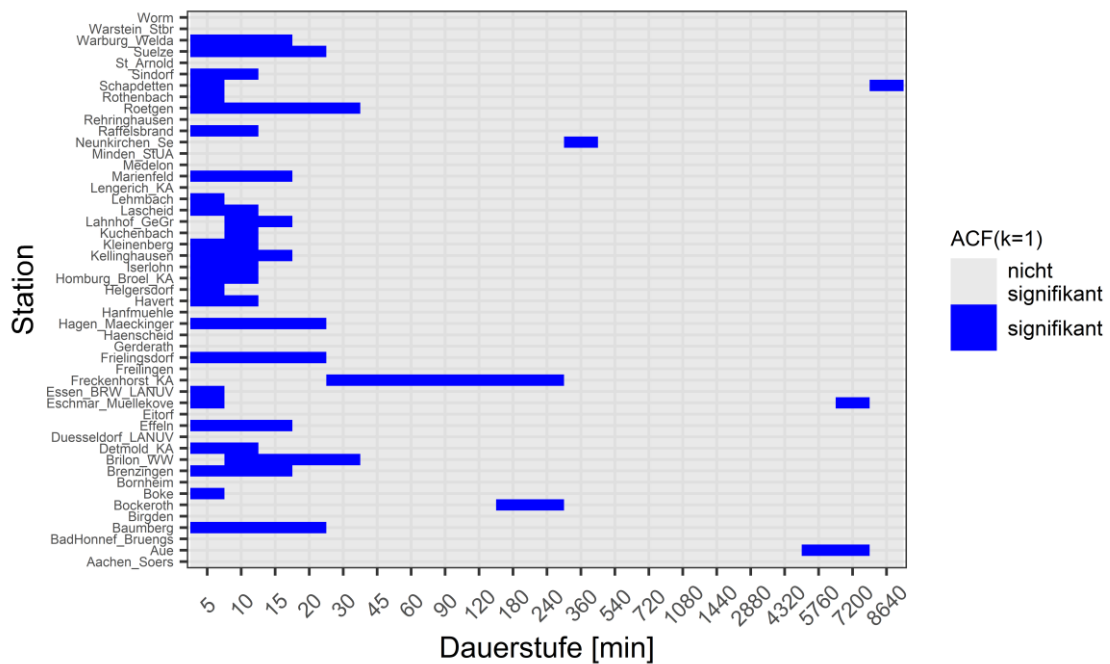


Abbildung 12.9: Dauerstufenabhängige Verteilung signifikanter Werte der Autokorrelationsfunktion für ein Lag von $k = 1$ an 49 untersuchten Niederschlagsstationen aus NRW.

Abbildung 12.10 zeigt die Ergebnisse der Sprungstellenanalyse in Abhängigkeit der Dauerstufen für jede untersuchte Niederschlagsstation. Es zeigen sich, ähnlich zum Trendtest, deutlich mehr Sprungstellen in den Serien der kurzen Dauerstufen als bei Maximalwerten der längeren Niederschlagsereignisse. Insgesamt wurden für 232 von 1.029 Reihen ($\approx 22\%$) Sprungstellen erkannt.

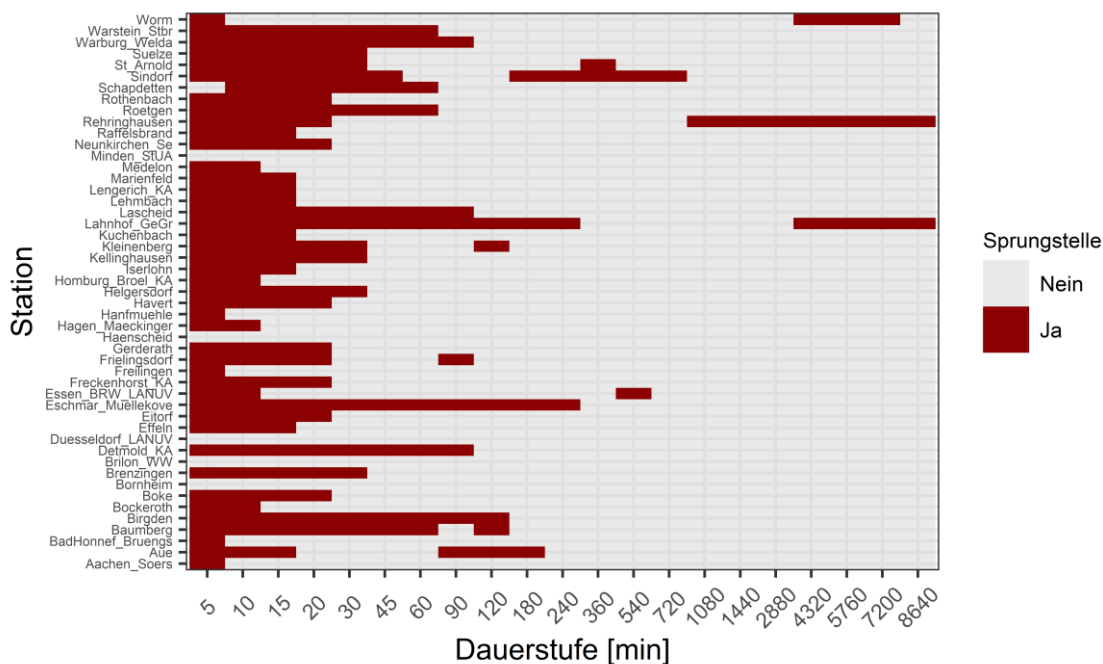


Abbildung 12.10: Dauerstufenabhängige Verteilung detektierter Instationaritäten in Form von Sprungstellen für Serien der AMAX-Werte an 49 untersuchten Niederschlagsstationen aus NRW. Sprungstellen an den Rändern (acht Jahre) der Zeitreihen sind nicht dargestellt.

Die Ergebnisse der getrennt voneinander aufgeführten Untersuchungen auf Instationaritäten mittels Trend- und Sprungstellenanalysen wurden abschließend zusammengeführt und sind in Abbildung 12.11 zusammenfassend dargestellt. Die Werte der Autokorrelationsfunktion (vgl. Abbildung 12.9) werden dabei nicht aufgeführt.

Es wurden in 266 von 1.029 Reihen ($\approx 26\%$) Instationaritäten in Form von signifikanten Trends oder Sprungstellen ermittelt. Von diesen 266 Reihen weisen $\approx 17\%$ einen Trend und $\approx 83\%$ eine Sprungstelle auf. 67% dieser Instationaritäten liegen in Dauerstufen $D < 30$ min, 77% in Dauerstufen $D < 60$ min und 88% in Dauerstufen $D < 360$ min vor.

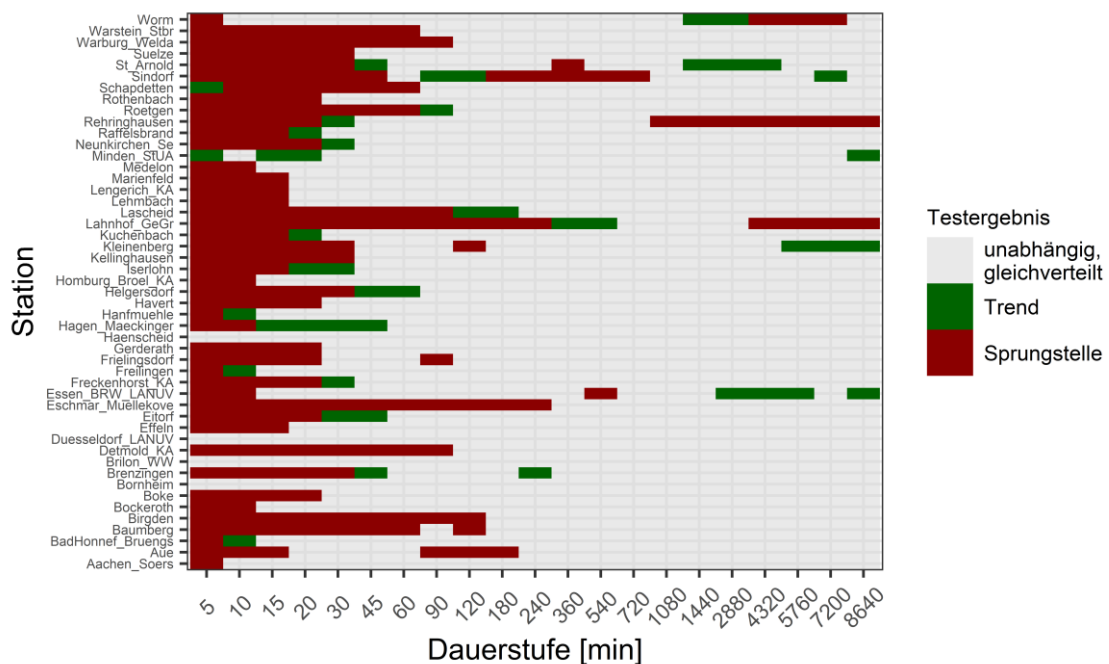


Abbildung 12.11: Zusammenfassende Darstellung der detektierten Instationaritäten in Form von Trends und Sprungstellen für Serien der AMAX-Werte verteilt über 21 Dauerstufen an 49 untersuchten Niederschlagsstationen in NRW.

Die Steigung der zusammenfassend detektierten Trends wurde über den Sen's Slope Estimator berechnet, um die Sensitivität der linearen Regression gegenüber vereinzelt Ausreißern ausschließen zu können. Die nachfolgende Abbildung 12.12 zeigt für diese Serien die Größe des vorliegenden Trends. Dieser wurde für einen dauerstufenübergreifenden Vergleich über die Mittelwerte der jeweiligen Reihen der Dauerstufen normiert. Die Größe der Steigung in mm/a nimmt mit größer werdender Dauerstufe ab und ist mit Ausnahme von zwei Reihen durchweg positiv.

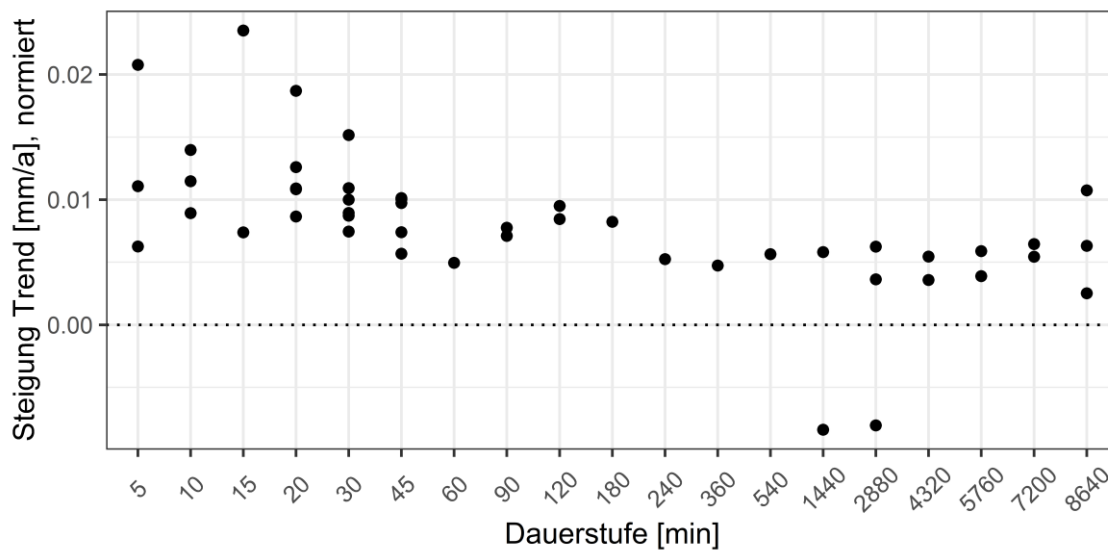


Abbildung 12.12: Größe der detektierten Trends für die AMAX-Werte der aggregierten Dauerstufenreihen. Der Wert der Steigung in mm/a ist normiert.

Im Hinblick auf die nachfolgend aufgeführten extremwertstatistischen Modelle sollte eine vorangehende Prüfung und Berücksichtigung der Instationaritäten in den Grundlagendaten in jedem Fall erfolgen. Detektierte Trends oder Sprungstellen sollten dabei jedoch nicht auf Basis der Beobachtungen extrapoliert oder auf beliebige Stationen übertragen werden, sondern unter Berücksichtigung und Nutzung zusätzlicher Informationen in Form von langjährigen Trends regionalisierter Niederschlagssummen oder Klimaprojektionen wie sie in Abschnitt 9.3 aufgeführt sind in die extremwertstatistischen Modelle mit einbezogen werden.

12.4 Anwendung der instationären, extremwertstatistischen Modelle

Die zweite Stufe des instationären Bemessungsansatzes beinhaltet die Anwendung von stationären und instationären, extremwertstatistischen Modellen welche nachfolgend aufgeführt werden (Abbildung 12.13). Zu den jeweiligen Berechnungsschritten gehörende Zwischenergebnisse sind den entsprechend referenzierten Abschnitten zu entnehmen. Abschnitt 12.5 beinhaltet eine zusammenfassende Ergebnisdarstellung und Abschnitt 12.6 stellt die Vorgehensweise am Beispiel einer ausgewählten Niederschlagsstation dar.

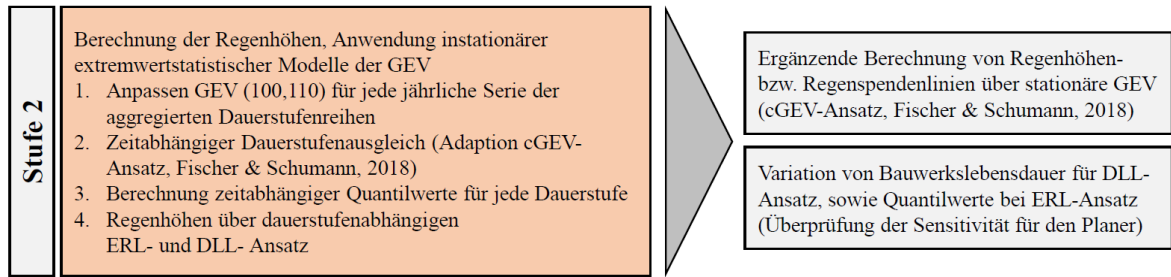


Abbildung 12.13: Ausschnitt aus dem Flussdiagramm des instationären Berechnungsansatzes mit Inhalt der zweiten Stufe.

Die Erstellung von Regenhöhen- bzw. Regenspendenlinien erfolgt in dem entwickelten Ansatz mittels des ERL- sowie DLL-Modells (Abschnitt 11.2 und 11.3). Grundlage für beide Modelle ist die Anpassung instationärer Verteilungsfunktionen an Reihen von dauerstufenabhängigen AMAX-Werten. Als theoretische Verteilungsfunktion wurde die GEV sowohl mit stationärem Parametersatz $\theta(\mu, \sigma, \xi)$ als auch mit instationären Parameterverläufen $\theta(t)(\mu(t, KOV), \sigma(t, KOV), \xi)$ unter Einbezug von Zeit und Temperaturwerten aus regionalen Klimaprognosen modelliert (vgl. Abschnitt 6.2, 7.2 und 9.3). Es wurden Lage- und Skalenparameter der GEV als zeitabhängig gesetzt. Für alle Modelle erfolgte die Parameterschätzung über die MLE (vgl. Abschnitt 6.3.4 und 9.1). Anschließend wurden die – im instationären Fall für jedes Jahr vorliegenden – Parameter μ bzw. $\mu(t)$, σ bzw. $\sigma(t)$ und ξ über alle Dauerstufen hinweg ausgeglichen. Dazu wurde der in Abschnitt 10 dargestellte Ansatz genutzt. Mit den so erzeugten und optimierten Parametersätzen θ bzw. $\theta(t)$ können mit Vorgabe eines entsprechenden Wiederkehrintervalls die für eine Bauwerksbemessung gesuchten Quantilwerte bzw. Regenhöhen mittels der inversen Funktion der für jede Dauerstufe vorliegenden Verteilungsfunktion berechnet werden. Im instationären Fall zusätzlich für jedes Jahr der Beobachtungsdaten oder über einen gewünschten Zeitraum hinaus.

Bei Verwendung des stationären GEV-Modells könnte an dieser Stelle bereits der gemeinsame funktionale Zusammenhang zwischen der Regenhöhe, dem Wiederkehrintervall und der Regendauer in Anlehnung an DWA (2012a) dargestellt werden. Aus den instationären Modellen resultieren jedoch zeitabhängige Quantilwerte, die über ergänzende Ansätze in zeitinvariante stationäre Bemessungsgrößen umgeformt werden sollen. Der in Abschnitt 11.2 aufgeführte ERL-Ansatz nutzt hierfür ein vom Anwender zu wählendes Perzentil und berechnet das dazugehörige Quantil aus den zeitabhängigen Werten. In Abhängigkeit des zuvor gesetzten Wiederkehrintervalls erfolgt somit die Berechnung der Regenhöhen in

Abhängigkeit der Regendauer. Durch die Kenntnis des funktionalen Zusammenhangs zwischen den Parametern der Verteilungsfunktion und der Zeit ist eine beliebig weite Extrapolation der Parameterverläufe und entsprechende Berechnung von Quantilwerten möglich. Dabei sollte jedoch das zum angesetzten Planungshorizont gehörende hydrologische Risiko in Betracht gezogen werden (vgl. Obeysekera und Salas, 2016 oder Mudersbach und Bender, 2017). Hierzu wird ergänzend der in Abschnitt 11.3 aufgeführte DLL-Ansatz verwendet und somit eine Ermittlung von Quantilwerten unter zusätzlicher Berücksichtigung einer Bauwerkslebensdauer sowie einer Auftretenswahrscheinlichkeit eines Ereignisses in dieser Zeit möglich.

Für den ERL-Ansatz wird in der vorliegenden Arbeit das 95 %-Perzentil zur Berechnung der Regenhöhen verwendet. Der DLL-Ansatz wird mit einer Bauwerkslebensdauer von 50 Jahren und dem Jahr 2017 als Referenzjahr angewendet. Das über die Bauwerkslebensdauer angesetzte Sicherheitsniveau ergibt sich jeweils aus der für das Referenzjahr gewählten Jährlichkeit T und der Bauwerkslebensdauer N .

12.5 Ergebnisdarstellung und Gegenüberstellung der Modelle

Die dritte abschließende Stufe des Bemessungsansatzes beinhaltet die Darstellung der berechneten Regenhöhen. Diese werden in dem hier aufgeführten Ansatz aus dem stationären GEV-Modell sowie aus den beiden instationären Ansätzen (ERL und DLL) abgeleitet.

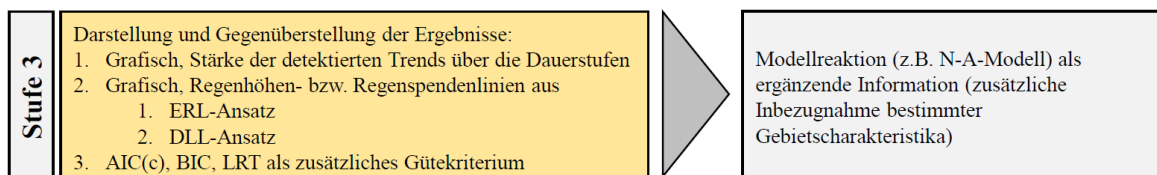


Abbildung 12.14: Ausschnitt aus dem Flussdiagramm des instationären Berechnungsansatzes mit Inhalt der dritten Stufe.

Die Ergebnisse aus den aufgeführten Modellen werden den Regenhöhen nach DWA (2012a) gegenübergestellt, woraufhin ein Vergleich der jeweiligen Modelle erfolgt. Dazu wurden die in Abschnitt 8 aufgeführten Kriterien zur Modellauswahl genutzt. Im Zuge der instationären Auswertungen wurden zwei unterschiedliche Modelle der GEV für die instationären Methoden angewendet:

1. Modell 1 mit zeitabhängigem Lageparameter und stationärem Skalen- und Formparameter (GEV100),
2. Modell 2 mit zeitabhängigem Lage- und Skalenparameter und stationärem Formparameter (GEV110).

Es ergeben sich somit jeweils zwei Ergebnisdatensätze je ERL- bzw. DLL-Ansatz.

Abbildung 12.15 zeigt den Median der prozentualen Abweichung der Regenhöhen aus dem stationären GEV-Modell (GEV000) sowie den beiden instationären Berechnungsansätzen (ERL, DLL), jeweils in Bezug zum Berechnungsansatz nach DWA-A 531. Die Abweichungen liegen zwischen -20 % und 110 %. Die alternativen Modelle führen für die 5- und 10-Minuten Dauerstufe durchweg zu höheren Regenhöhen und weisen hier die maximalen prozentualen Differenzen auf. Generell variieren die Abweichungen über die Dauerstufen, nehmen mit größer werdendem Wiederkehrintervall T zu und verlagern sich dabei zunehmend in den positiven Bereich. Auffällig ist eine Zunahme der Abweichungen zwischen den Dauerstufen von $D = 3$ h bis $D = 3$ d mit einem Maximum bei $D = 12$ h. Das komplexere DLL-Modell (GEV110) mündet über alle Dauerstufen hinweg in größeren Regenhöhen und den maximalen Abweichungen.

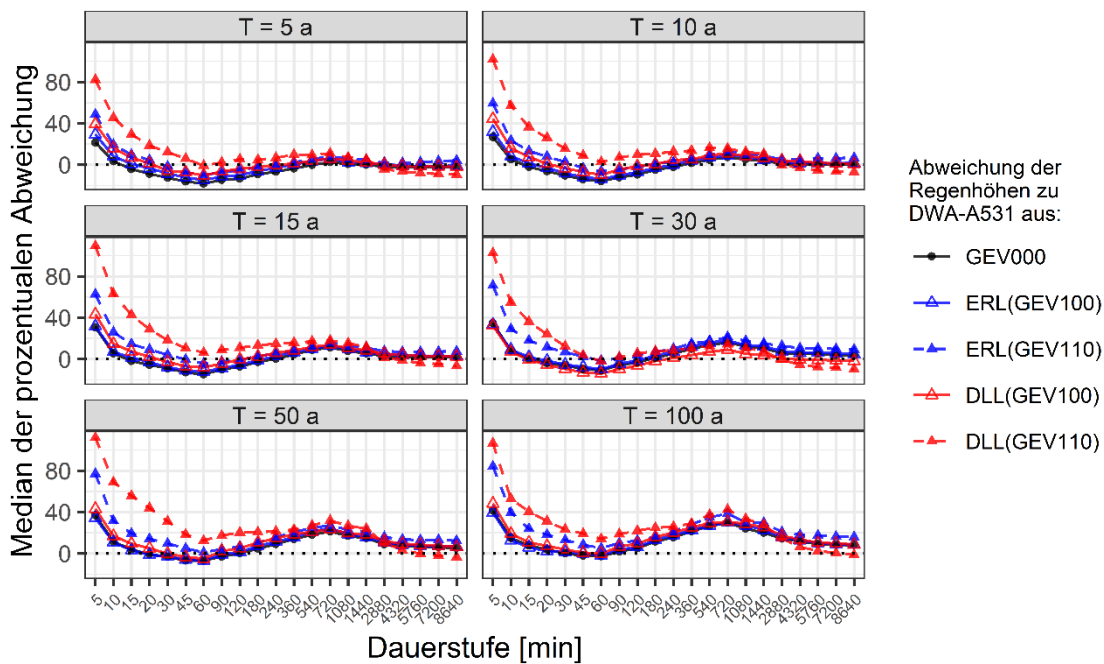


Abbildung 12.15: Prozentuale Abweichungen der Regenhöhen aus dem stationären GEV-Modell (GEV000) sowie den beiden instationären Berechnungsansätzen (ERL, DLL) im Vergleich zum Berechnungsansatz nach DWA-A 531 in Abhängigkeit des Wiederkehrintervalls T .

Zusätzlich wurden die Regenhöhen aus dem entwickelten instationären Ansatz (ERL- und DLL-Modell) den Ergebnissen aus dem stationären GEV-Modell (GEV000) gegenübergestellt. Abbildung 12.16 zeigt den Median der prozentualen Abweichungen der Regenhöhen in Abhängigkeit des Wiederkehrintervalls T . Die Abweichungen sind im Vergleich zu Abbildung 12.15 insgesamt geringer und liegen zwischen -10 % und 60 %. Die größten Abweichungen resultieren aus dem komplexeren DLL-Modell (GEV110). Für die anderen Modelle liegen die Abweichungen zwischen 0 % und 20 %. Für kurze Dauerstufen sind die Abweichungen am größten und nehmen bis zu einer Dauerstufe von $D = 24$ h ab, woraufhin eine erneute Zunahme folgt. Bei einem direkten Vergleich der instationären Modelle führt jeweils das komplexere, mehrparametrische Modell (GEV110) zu höheren Regenhöhen.

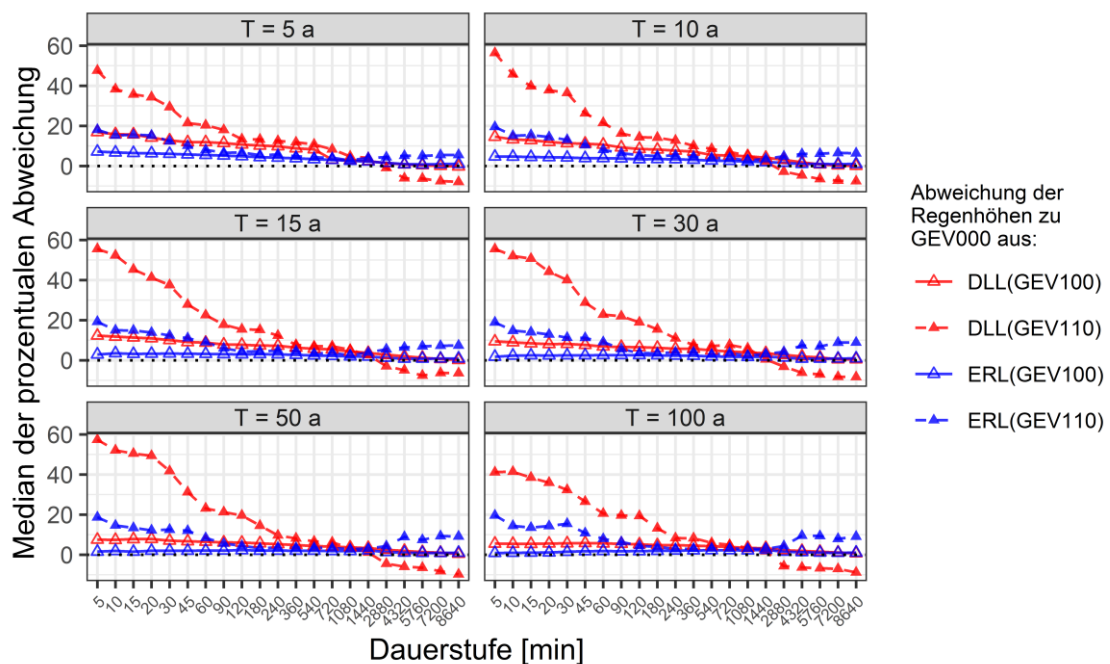


Abbildung 12.16: Prozentuale Abweichungen der Regenhöhen aus den instationären Bemessungsansatz (ERL, DLL) im Vergleich zum stationären GEV-Modell (GEV000) in Abhängigkeit des Wiederkehrintervalls T .

Neben der Gegenüberstellung einzelner Berechnungsergebnisse erfolgt abschließend ein Vergleich der Modellgüte bzw. -auswahl. Hierzu wurden die in Abschnitt 8.2, 8.3 und 8.4 aufgeführten Tests und Informationskriterien herangezogen. Für den Likelihood-Ratio-Test (LRT) wurden zwei Teststatistiken berechnet. Abbildung 12.17 zeigt die Ergebnisse der Teststatistik für die Nullhypothese = Gumbel-Modell (Berechnungsansatz nach DWA (2012a)) gegen die Alternativhypothesen = stationäres GEV-Modell (GEV000) und instationäre GEV-Modelle (GEV100 und GEV110). Die Alternativ-Modelle zeigen insbesondere für mittlere Dauerstufen eine höhere Anpassungsgüte. Die beiden instationären GEV-Modelle werden dem Gumbel-Modell für kurze Dauerstufen häufiger als das stationäre GEV-Modell bevorzugt.

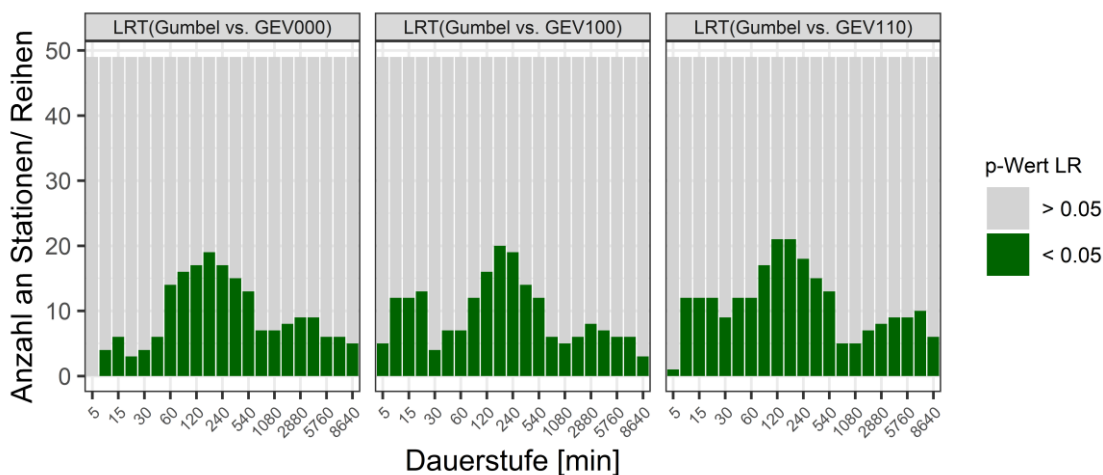


Abbildung 12.17: Dauerstufenabhängige Verteilung der Modellauswahl anhand des LRT für die Teststatistik Nullhypothese = Gumbel-Modell vs. Alternativhypothese = stationäres GEV-Modell (GEV000) sowie instationäre GEV-Modelle (GEV100 und GEV110).

Dieses Ergebnis wird anhand der Auswertung der Teststatistik Nullhypothese = GEV000 vs. Alternativhypothese = instationäres GEV-Modell (GEV100 und GEV110) (siehe Abbildung 12.18) bestätigt. In kurzen Dauerstufen sind für über 50 % der Stationen beide instationären Modelle dem stationären Modell der GEV gegenüber zu bevorzugen. Dieser Anteil nimmt mit steigender Dauerstufe ab.

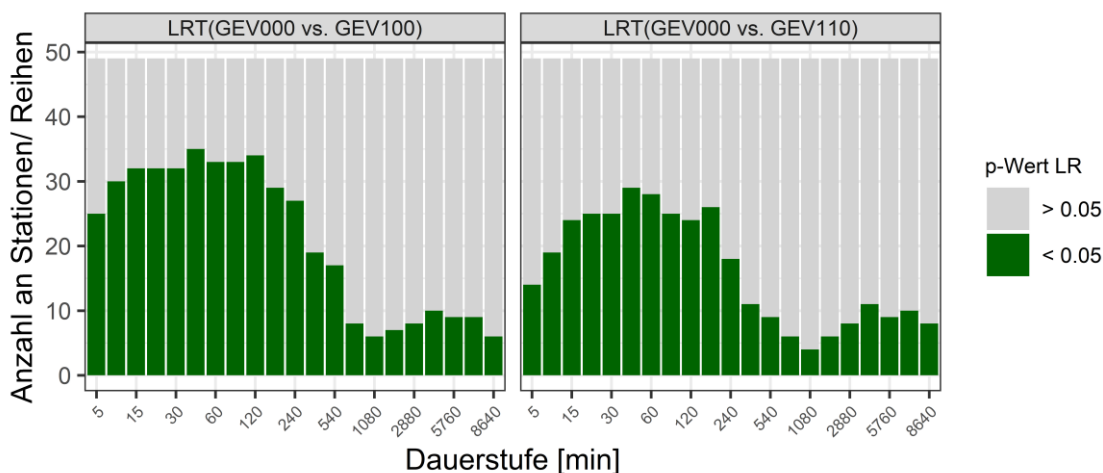


Abbildung 12.18: Dauerstufenabhängige Verteilung der Modellauswahl anhand des LRT für die Teststatistik Nullhypothese = stationäres GEV-Modell (GEV000) vs. Alternativmodell = instationäres GEV-Modell (GEV100, 110).

Ergänzend zum LRT wurden die Informationskriterien AIC, AICc und BIC für eine Bewertung der genutzten Modelle bzw. eine Modellauswahl genutzt. Analog zum LRT erfolgte ein

Vergleich zwischen dem Gumbel-Modell und den drei GEV-Modellen (siehe Abbildung 12.19). Für das AIC und AICc zeigt sich ein ähnliches Bild wie für den LRT. Die komplexeren Modelle weisen insbesondere für mittlere Dauerstufen eine bessere Anpassungsgüte auf als das stationäre Gumbel-Modell. Für das BIC, welches die Komplexität des Modells stärker bestraft als das AIC bzw. AICc, sind im mittleren Dauerstufenbereich ebenfalls die mehrparametrischen Modelle zu bevorzugen, jedoch mit einer insgesamt geringeren Gesamtanzahl an Stationen.

Ein Vergleich zwischen dem stationären GEV-Modell und den beiden instationären GEV-Modellen (siehe Abbildung 12.20) zeigt für kurze Dauerstufen eine bessere Modellgüte der instationären Modelle. Mit größer werdender Dauerstufe nimmt dieser Anteil ab. Die Modellauswahl ist anhand aller Kriterien annähernd gleich.

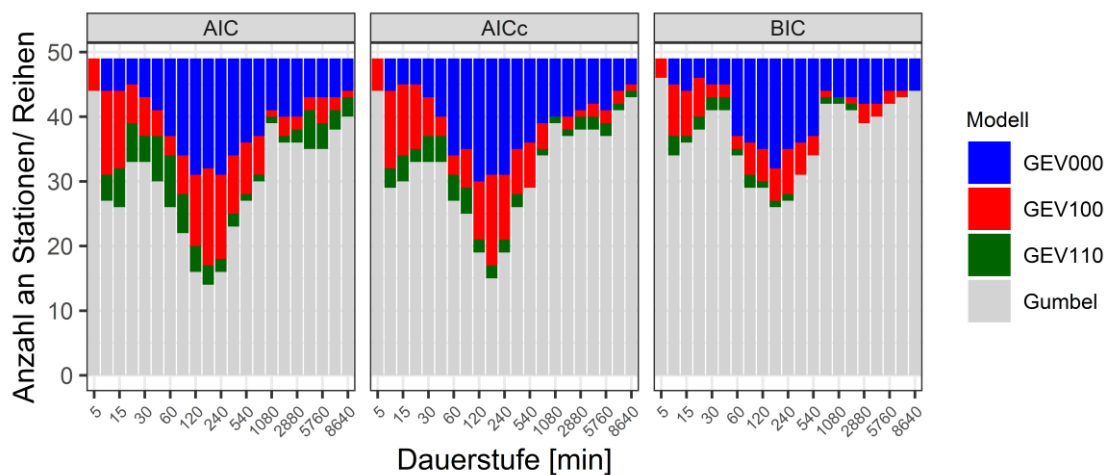


Abbildung 12.19: Dauerstufenabhängige Verteilung der Modellauswahl anhand der Gütekriterien AIC, AICc und BIC. Vergleich zwischen stationärem Gumbel-Modell, stationärem GEV-Modell (GEV000) und instationären GEV-Modellen (GEV100, GEV110).

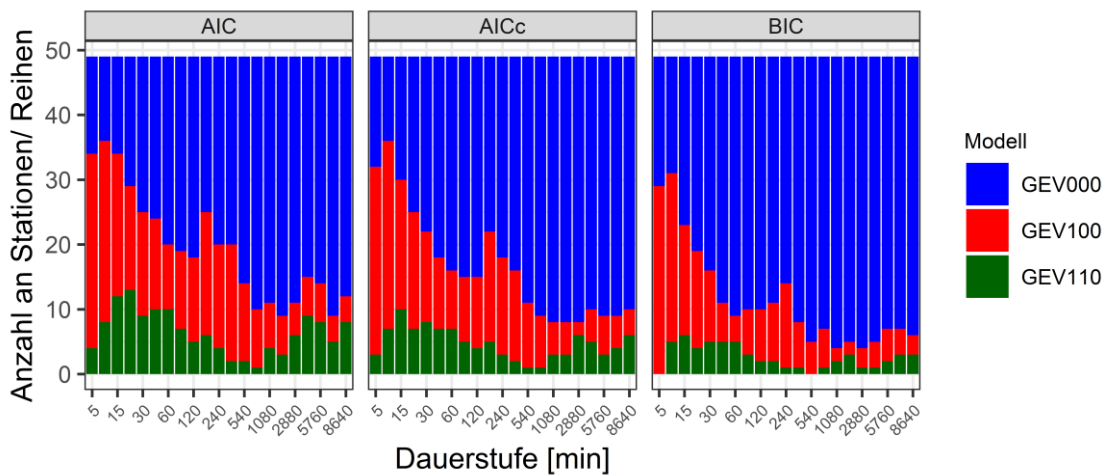


Abbildung 12.20: Dauerstufenabhängige Verteilung der Modellauswahl anhand der Gütekriterien AIC, AICc und BIC. Vergleich zwischen stationärem GEV-Modell (GEV000) und instationären GEV-Modellen (GEV100, GEV110).

Die dargestellten Ergebnisse zeigen, dass die erweiterten Modelle für die extremwertstatistische Auswertung von Niederschlagszeitreihen geeignet sind. Für Dauerstufen $D < 45$ bis 60 min und $D > 9$ h zeigt das stationäre Gumbel-Modell eine bessere Anpassungsgüte. Dies erklärt sich aus der in diesen Dauerstufenbereichen vorliegenden geringen Schiefe der AMAX-Werte (vgl. Abbildung 12.3). Die Hinzunahme des Formparameters zur Modellierung dieser Schiefe ist somit nicht unbedingt nötig und das Gumbel- bzw. DWA-A 531-Modell ist für die extremwertstatistische Auswertung ausreichend. Es bedarf dennoch einer Detailbetrachtung an der auszuwertenden Niederschlagsstation. Der entwickelte Ansatz wird daher im folgenden Abschnitt 12.6 am Beispiel der Niederschlagsstation *Detmold_KA* aufgeführt.

12.6 Exemplarische Auswertung der Niederschlagsstation *Detmold_KA*

Der entwickelte und dargestellte instationäre Berechnungsansatz für Regenhöhenlinien wird nachfolgend im Detail am Beispiel der Station *Detmold_KA* aufgeführt. Ergebnisse und erweiterte Analysen der drei aufeinander folgenden Berechnungsschritte werden nachfolgend aufgeführt. Diese basieren auf dem instationären GEV-Modell mit zeitabhängigem Lageparameter sowie stationärem Skalen- und Formparameter (GEV100). Die Berechnungen mit dem erweiterten instationären Modell würden analog erfolgen. Für alle extremwertstatistischen Auswertungen wurde für dieses Beispiel das Jahr 2017 als Referenzjahr gewählt.

Im ersten Schritt wurden Untersuchungen auf Instationaritäten mittels des M-K-Trendtests sowie des Wilcoxon-Mann-Whitney-Tests durchgeführt. In allen Dauerstufen von $D = 5$ min bis $D = 30$ min wurden Instationaritäten detektiert (vgl. Abbildung 12.8 und Abbildung 12.10). Bei Kombination beider Tests liegen für den genannten Dauerstufenbereich ausschließlich Sprungstellen vor (vgl. Abbildung 12.11). Für größere Dauerstufen wurden keine Instationaritäten detektiert.

Anschließend wurde das instationäre Modell der GEV an die dauerstufenabhängigen AMAX-Werte angepasst. Über die Kenntnis des funktionalen Zusammenhangs zwischen der Zeit und der Kovariate für die parametrischen Ansätze der Verteilungsfunktionen ist eine beliebige Extrapolation der Parameter möglich. Für jeden Zeitschritt des Beobachtungszeitraumes sowie einer Extrapolation wurden die Parameter der genutzten Modelle über den in Abschnitt 10 aufgeführten Ansatz über die Dauerstufen hinweg ausgeglichen. Somit wurden bei der anschließenden Berechnung monoton steigende Niederschlagshöhen h_N bei größer werdender Dauerstufe D erhalten. In Abbildung 12.9 ist der zeitliche Verlauf des instationären Lageparameters über die Länge der Zeitreihe (1977 bis 2017) zuzüglich eines fiktiven Planungshorizontes von 50 Jahren dargestellt. In Bezug auf die detektierten Instationaritäten in kleinen Dauerstufen liegt für den Lageparameter in ebendiesen Bereichen auch eine größere Steigung bzw. Veränderung über die Zeit vor als für größere Dauerstufen.

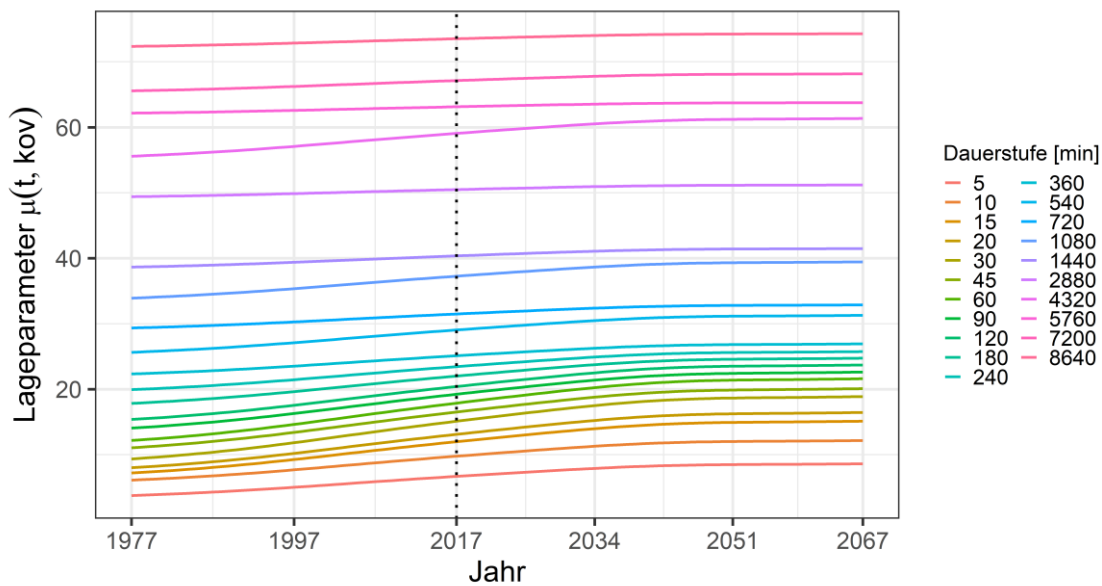


Abbildung 12.21: Zeitabhängiger Verlauf des Lageparameters μ der instationären GEV (GEV100) für unterschiedliche Dauerstufen. Die vertikale gestrichelte Linie stellt das Ende der Beobachtungsdaten (2017) dar.

Mit den optimierten Parametern wurden für jede Dauerstufe – und bei Verwendung der instationären GEV-Modelle für jedes Jahr – Quantilwerte in Form von Regenhöhen berechnet. Für das GEV100-Modell ist die zeitliche Entwicklung ausgewählter Quantilwerte mit einer Jährlichkeit von $T = 50$ a und drei unterschiedlichen Dauerstufen in Abbildung 12.22 dargestellt.

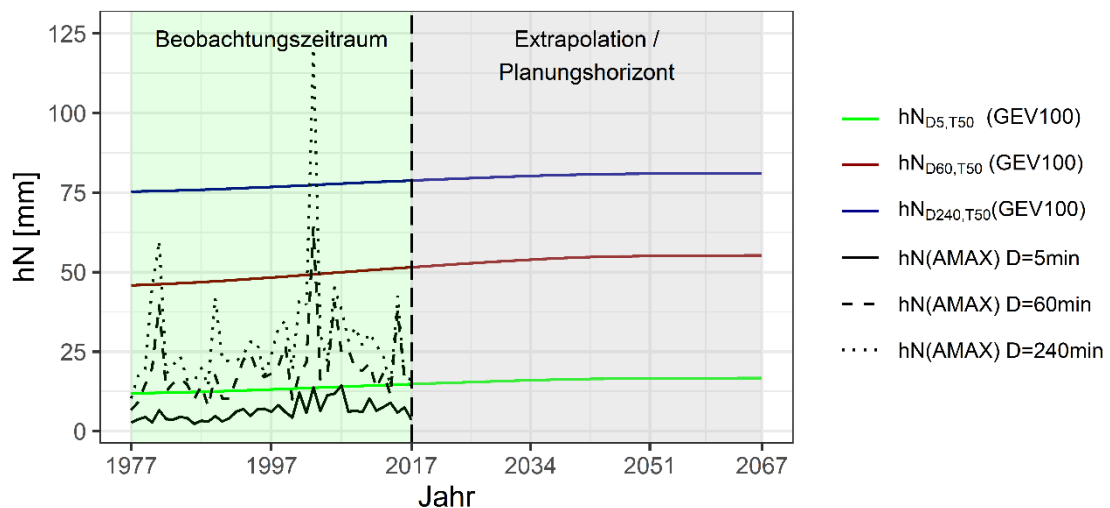


Abbildung 12.22: Zeitabhängige Quantilwerte mit einer Jährlichkeit von $T = 50$ a für Dauerstufen $D = 5, 60, 240$ min mit den dazugehörigen AMAX-Werten (angepasst nach Mudersbach und Bender, 2017).

Für die Überführung der instationären Quantilwerte in einen zeitunabhängigen Wert als Regenhöhe wurden die in Abschnitt 11 dargestellten Ansätze verwendet. Der ERL-Ansatz (Abschnitt 11.2) wurde auf die Erstellung von Regenhöhen nach DWA (2012a) übertragen, so dass getrennt für jede Dauerstufe und jedes gewünschte Wiederkehrintervall, das 95 %-Perzentil der zeitabhängigen Quantilwerte bestimmt wird. Der Untersuchungszeitraum wurde im vorliegenden Fall auf den Beobachtungszeitraum (hellgrün hinterlegter Bereich in Abbildung 12.22) beschränkt. Die zu berechnenden Wiederkehrintervalle T wurden festgelegt zu $T = 5, 10, 15, 30, 50, 100$ a. Abbildung 12.23 zeigt die aus den ermittelten Perzentil-Werten zusammengeführten Regenhöhenlinien in Abhängigkeit des Wiederkehrintervalls und Dauer für die Station *Detmold_KA*. Vergleichend sind in der Grafik die Regenhöhen aus dem Ansatz nach DWA (2012a) dargestellt.

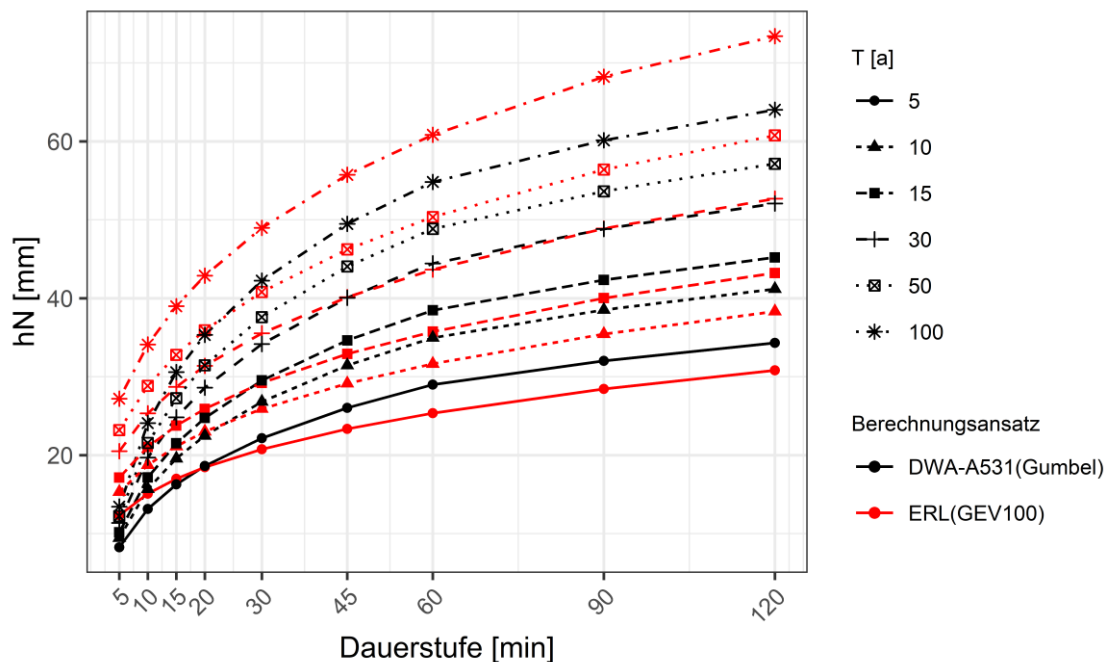


Abbildung 12.23: Regenhöhenlinien aus dem ERL-Ansatz (ERL(GEV100)) im Vergleich zum klassischen Ansatz nach DWA (2012a) (DWA-A 531(Gumbel)) für Dauerstufen bis 120 min und ausgewählte Wiederkehrintervalle T .

Der DLL-Ansatz (Abschnitt 11.3) berücksichtigt bei der Ermittlung zeitinvarianter Quantilwerte zusätzlich zum Beobachtungszeitraum einen Planungshorizont (hellgrauer Bereich in Abbildung 12.22). Dieser kann beispielsweise die Bauwerkslebensdauer eines zu planenden Bauwerks repräsentieren und wurde im vorliegenden Beispiel auf 50 Jahre gesetzt. Der Zeitpunkt der Bemessung wird auch als Referenzjahr (im vorliegenden Beispiel 2017) bezeichnet. Für ein Quantilwert, hier ein Regenereignis h_N mit bestimmter Dauer und Jährlichkeit T , ändert sich im instationären Fall die Über- bzw. Unterschreitungswahrscheinlichkeit im Verlauf dieses Planungshorizontes. Am Beispiel der Station *Detmold_KA* liegt die Überschreitungswahrscheinlichkeit für den Quantilwert $h_{N\,D5,T50,0}(GEV100)$ im Referenzjahr bei $P_{\bar{U}} = 1/T = 1/50 = 0,020$ und am Ende des Planungshorizontes bei $P_{\bar{U}} = 0,022$.

Mittels des DLL-Ansatzes erfolgt die Bemessung unter Berücksichtigung dieser Veränderung sowie eines Sicherheitsniveaus (EPN). Dieses beschreibt das hydrologische Risiko und somit die Auftretenswahrscheinlichkeit des Ereignisses innerhalb der Bauwerkslebensdauer. Das Sicherheitsniveau ergibt sich aus dem zum Ende der Beobachtungszeit – im sogenannten Referenzjahr – gewählten Wiederkehrintervall T_0 und der Länge der geplanten Bauwerkslebensdauer N . Für den Quantilwert $h_{N\,D5,T50,0}(GEV100)$ und eine

Bauwerkslebensdauer von $N = 50$ a ergibt sich zum Planungszeitpunkt im Jahr 2017 mit Gleichung (11.4) für den stationären Fall eine EPN zu 0,634 bzw. 63,4 %. Für den instationären Fall berechnet sich diese mit Gleichung (11.5) zu 0,744 bzw. 74,4 % und entspräche somit nicht mehr der ursprünglich geplanten Sicherheit.

Es wird somit für den instationären Fall die entsprechende Überschreitungswahrscheinlichkeit DEP (engl. *design exceedance probability*) für den Planungszeitpunkt gesucht, für die sich unter Berücksichtigung der sich ändernden Überschreitungswahrscheinlichkeiten mit Gleichung (11.5) ebenfalls eine EPN von 63,4 % ergibt. Die somit im Referenzjahr zu wählende Jährlichkeit wird dann als DRP (engl. *design return period*) bezeichnet und berechnet sich aus Gleichung (11.6). Die nachfolgende Abbildung 12.24 zeigt beispielhaft für drei unterschiedliche Dauerstufen und ein gewähltes Sicherheitsniveau von 63,4 % die jeweils im Referenzjahr zu wählende Jährlichkeit T_0 (DRP). Die zeitabhängigen Quantilwerte wurden mittels des GEV100-Modells geschätzt.

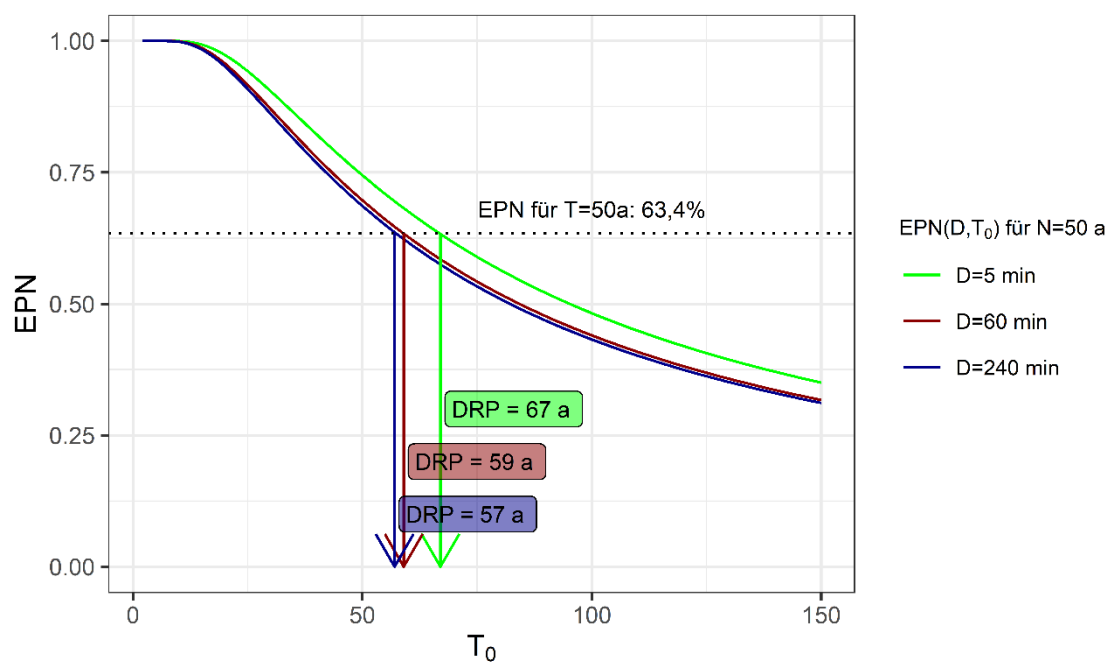


Abbildung 12.24: Erforderliche Jährlichkeit (DRP) im Referenzjahr (2017) für Quantilwerte aus unterschiedlichen Dauerstufen $D = 5, 60, 240$ min bei einer geplanten Bauwerkslebensdauer $N = 50$ a und einem Sicherheitsniveau $EPN = 63,4$ % (angepasst nach Mudersbach und Bender, 2017).

Dieser Berechnungsansatz wurde ebenfalls auf die Erstellung von Regenhöhen nach DWA (2012a) übertragen. Für die exemplarisch gewählte Bauwerkslebensdauer, definierte Dauerstufen und ausgewählte Wiederkehrintervalle im Referenzjahr zu

$T = 5, 10, 15, 30, 50, 100$ a wurde die EPN für den stationären Fall sowie die DEP für den instationären Fall berechnet. Aus den zu wählenden Überschreitungswahrscheinlichkeiten für den Planungszeitpunkt 2017 wurden die Regenhöhenlinien in Abhängigkeit des Wiederkehrintervalls und der Regendauer zusammengefügt. Diese sind in Abbildung 12.25 für die Station *Detmold_KA* im Vergleich zu den Regenhöhen aus dem Ansatz nach DWA (2012a) dargestellt.

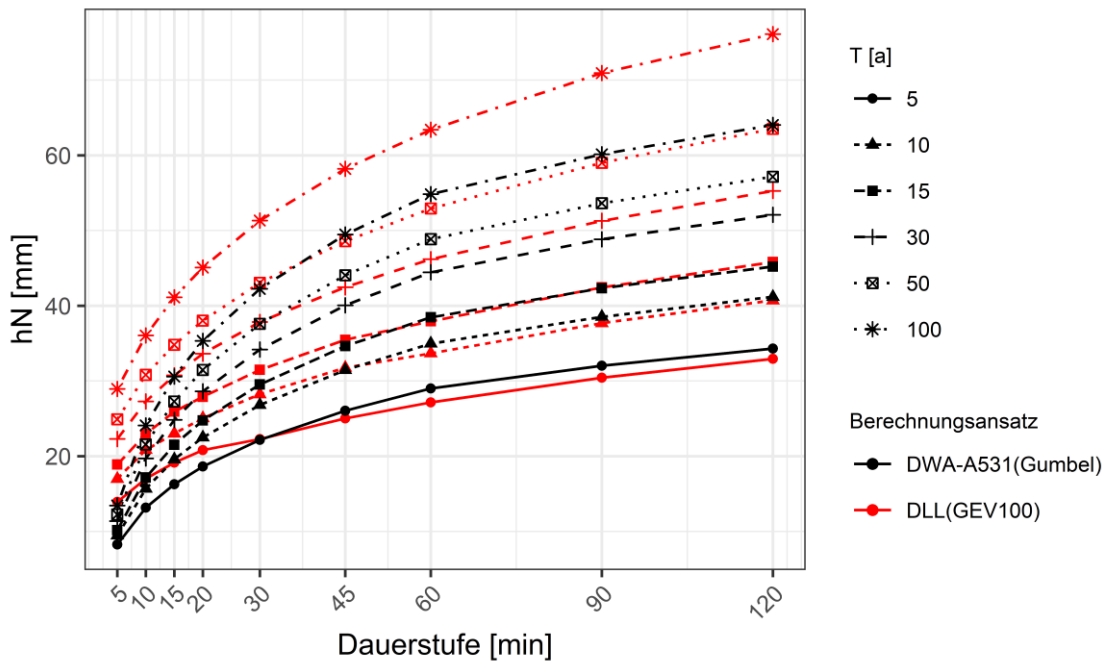


Abbildung 12.25: Regenhöhenlinien für das Jahr 2017 aus dem Design-Life-Level-Ansatz (DLL(GEV100)) im Vergleich zum klassischen Ansatz nach DWA (2012a) (DWA-A 531(Gumbel)) für Dauerstufen bis 120 min und ausgewählte Wiederkehrintervalle T .

Ergänzend ist in der folgenden Abbildung 12.26 die Entwicklung der Überschreitungswahrscheinlichkeit für die Quantilwerte $h_{N D, T, 0}(GEV100)$ dargestellt.

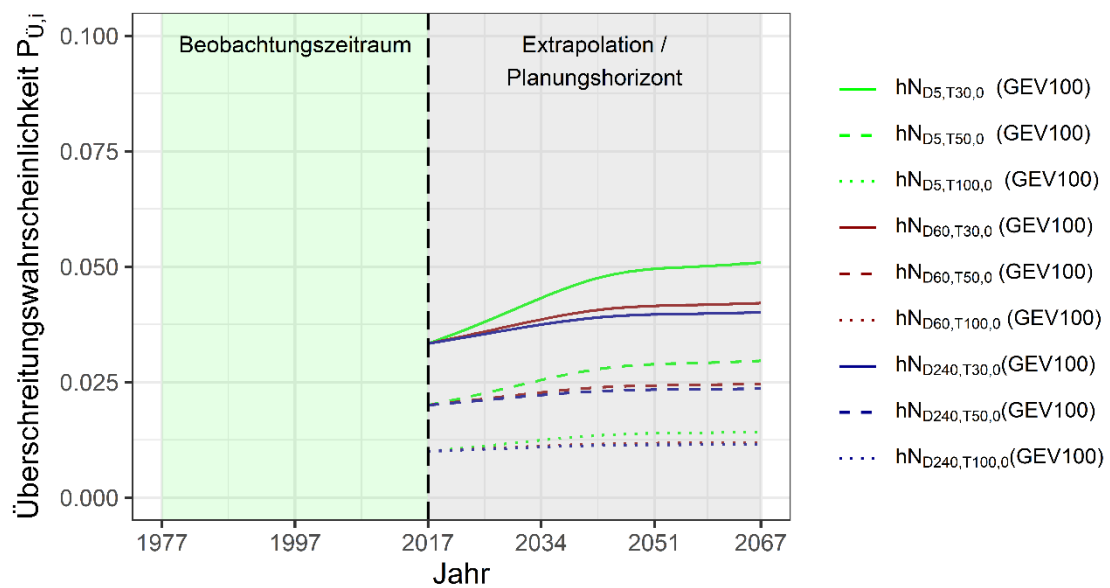


Abbildung 12.26: Änderung der Überschreitungswahrscheinlichkeiten für ausgewählte Regenerereignisse unterschiedlicher Dauer und Jährlichkeit $hN_{D,T,0}$ (Referenzjahr) (angepasst nach Mudersbach und Bender, 2017).

Die ermittelten Regenhöhen für die Station *Detmold_KA* werden in der folgenden Tabelle 12.2 und Tabelle 12.3 mit Werten aus der Koordinierten Starkregenregionalisierung und -auswertung des DWD 2010R in der Version 3.2 (KOSTRA-DWD 2010R, Junghänel et al., 2017) verglichen. Mit Ausnahme von 10 Quantilwerten resultieren aus den instationären Ansätzen für alle Dauerstufen und Jährlichkeiten größere Regenhöhen. Die Abweichungen liegen zwischen -7 % und 83 %. Die größten Differenzen liegen dabei in den kurzen Dauerstufen zwischen $D = 5$ und $D = 20$ min vor und nehmen mit größer werdendem Wiederkehrintervall zu. Mit zunehmender Dauerstufe nehmen die prozentualen Abweichungen zwischen den instationären Modellen und den KOSTRA-DWD 2010R-Werten ab.

Tabelle 12.4 und Tabelle 12.5 zeigen die prozentualen Abweichungen der Regenhöhen aus den instationären Berechnungsansätzen in Bezug zu den Berechnungsergebnissen nach DWA (2012a). Es liegt eine ähnliche Verteilung der Abweichungen vor. Die Differenzen liegen im Bereich von -13 % bis 115 %, wiederum in kurzen Dauerstufen zwischen $D = 5$ und $D = 20$ min. Mit Ausnahme von 53 von 252 Werten resultieren auch im Vergleich zu den Regenhöhen nach DWA (2012a) aus den instationären Modellen größere Regenhöhen.

Tabelle 12.2: Prozentuale Abweichung der Regenhöhen nach dem ERL-Ansatz bezogen auf die KOSTRA-DWD 2010R-Werte für die Station *Detmold_KA* (Rasterfeld: Spalte: 26, Zeile: 43).

Dauerstufe	T=5 a	T=10 a	T=15 a	T=30 a	T=50 a	T=100 a
5 min	44 %	49 %	53 %	59 %	65 %	72 %
10 min	17 %	23 %	28 %	35 %	41 %	50 %
15 min	7 %	13 %	18 %	25 %	31 %	41 %
20 min	1 %	8 %	12 %	20 %	26 %	36 %
30 min	-3 %	3 %	7 %	14 %	20 %	30 %
45 min	-6 %	-1 %	3 %	10 %	16 %	26 %
60 min	-7 %	-2 %	1 %	8 %	14 %	23 %
90 min	-5 %	0 %	4 %	11 %	18 %	28 %
2 h	-4 %	2 %	5 %	13 %	20 %	30 %
3 h	-2 %	3 %	7 %	15 %	21 %	32 %
4 h	-1 %	4 %	8 %	15 %	22 %	31 %
6 h	0 %	5 %	9 %	15 %	21 %	29 %
9 h	1 %	6 %	9 %	14 %	19 %	26 %
12 h	2 %	6 %	9 %	14 %	18 %	24 %
18 h	3 %	6 %	9 %	13 %	16 %	21 %
24 h	3 %	7 %	9 %	12 %	15 %	19 %
48 h	6 %	10 %	11 %	14 %	16 %	19 %
72 h	8 %	12 %	13 %	16 %	18 %	20 %

Tabelle 12.3: Prozentuale Abweichung der Regenhöhen nach dem Design-Life-Level-Ansatz (GEV100) für das Jahr 2017 bezogen auf die KOSTRA-DWD 2010R-Werte für die Station *Detmold_KA* (Rasterfeld: Spalte: 26, Zeile: 43).

Dauerstufe	T=5 a	T=10 a	T=15 a	T=30 a	T=50 a	T=100 a
5 min	62 %	65 %	69 %	73 %	77 %	83 %
10 min	32 %	37 %	39 %	45 %	50 %	59 %
15 min	20 %	23 %	28 %	34 %	39 %	48 %
20 min	14 %	18 %	21 %	28 %	33 %	43 %
30 min	4 %	12 %	15 %	21 %	27 %	37 %
45 min	1 %	8 %	11 %	16 %	22 %	31 %
60 min	-1 %	4 %	7 %	14 %	19 %	28 %
90 min	1 %	6 %	10 %	17 %	23 %	33 %
2 h	3 %	8 %	12 %	19 %	25 %	35 %
3 h	4 %	10 %	13 %	20 %	26 %	36 %
4 h	5 %	10 %	14 %	21 %	26 %	36 %
6 h	6 %	11 %	14 %	20 %	25 %	33 %
9 h	7 %	11 %	13 %	18 %	23 %	30 %
12 h	7 %	11 %	12 %	17 %	21 %	27 %
18 h	8 %	9 %	12 %	16 %	19 %	23 %
24 h	9 %	9 %	12 %	15 %	18 %	21 %
48 h	7 %	12 %	13 %	16 %	18 %	21 %
72 h	8 %	14 %	15 %	17 %	19 %	21 %

Tabelle 12.4: Prozentuale Abweichung der Regenhöhen nach dem ERL-Ansatz bezogen auf die Werte nach DWA (2012a) für die Station *Detmold_KA*.

Dauerstufe	T=5 a	T=10 a	T=15 a	T=30 a	T=50 a	T=100 a
5 min	50 %	62 %	69 %	80 %	89 %	102 %
10 min	15 %	20 %	23 %	29 %	34 %	42 %
15 min	4 %	8 %	10 %	16 %	20 %	27 %
20 min	-1 %	2 %	5 %	10 %	14 %	21 %
30 min	-6 %	-3 %	-1 %	4 %	9 %	16 %
45 min	-10 %	-7 %	-5 %	0 %	5 %	13 %
60 min	-13 %	-10 %	-7 %	-2 %	3 %	11 %
90 min	-11 %	-8 %	-5 %	0 %	5 %	13 %
2 h	-10 %	-7 %	-4 %	1 %	6 %	15 %
3 h	-9 %	-6 %	-3 %	2 %	7 %	15 %
4 h	-8 %	-5 %	-2 %	3 %	7 %	15 %
6 h	-6 %	-4 %	-2 %	3 %	6 %	13 %
9 h	-5 %	-3 %	-1 %	2 %	5 %	10 %
12 h	-3 %	-2 %	-1 %	2 %	5 %	9 %
18 h	-3 %	-2 %	-1 %	1 %	3 %	6 %
24 h	-3 %	-2 %	-1 %	1 %	3 %	5 %
48 h	-2 %	-1 %	0 %	1 %	2 %	4 %
72 h	-2 %	0 %	0 %	1 %	2 %	4 %

Tabelle 12.5: Prozentuale Abweichung der Regenhöhen nach dem DLL-Ansatz (GEV100) für das Jahr 2017 bezogen auf die Werte nach DWA (2012a) für die Station *Detmold_KA*.

Dauerstufe	T=5 a	T=10 a	T=15 a	T=30 a	T=50 a	T=100 a
5 min	69 %	79 %	86 %	96 %	103 %	115 %
10 min	29 %	33 %	34 %	38 %	43 %	50 %
15 min	18 %	17 %	21 %	24 %	28 %	34 %
20 min	12 %	11 %	13 %	17 %	21 %	28 %
30 min	0 %	5 %	7 %	11 %	14 %	21 %
45 min	-4 %	1 %	2 %	6 %	10 %	18 %
60 min	-6 %	-4 %	-1 %	4 %	8 %	16 %
90 min	-5 %	-2 %	0 %	5 %	10 %	18 %
2 h	-4 %	-1 %	1 %	6 %	11 %	19 %
3 h	-3 %	0 %	2 %	7 %	11 %	19 %
4 h	-2 %	1 %	3 %	7 %	11 %	18 %
6 h	0 %	2 %	3 %	7 %	10 %	16 %
9 h	1 %	2 %	2 %	6 %	9 %	13 %
12 h	2 %	3 %	3 %	5 %	8 %	11 %
18 h	2 %	1 %	2 %	4 %	6 %	9 %
24 h	2 %	1 %	2 %	4 %	5 %	7 %
48 h	-2 %	1 %	1 %	3 %	4 %	5 %
72 h	-2 %	1 %	2 %	3 %	3 %	5 %

Die aufgeführten Abweichungen lassen sich weiterführend dahingehend beschreiben, als dass mit größer werdender Jährlichkeit und kleiner werdender Dauerstufe die Differenz zwischen der geplanten Jährlichkeit im Referenzjahr T_0 und der nach DLL-Ansatz erforderlichen Jährlichkeit im Referenzjahr DRP zunimmt.

In Abhängigkeit des verwendeten GEV-Modells (GEV100 oder GEV110) sind diese Änderungen in der nachfolgenden Abbildung 12.27 dargestellt. Hierbei wurden für das Referenzjahr exemplarisch Jährlichkeiten von $T_0 = 2 \dots 50$ a ausgewählt und die entsprechende DRP für das Referenzjahr mittels des DLL-Ansatzes berechnet. Abbildung 12.27 zeigt den Zusammenhang zwischen diesen beiden Größen.

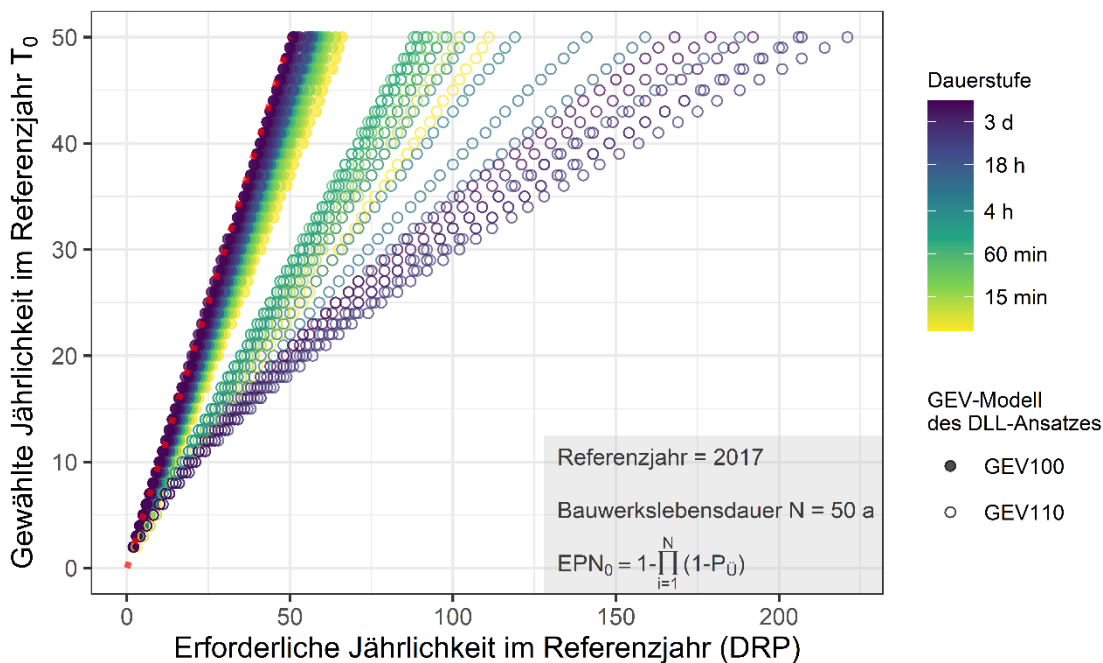


Abbildung 12.27: Zusammenhang zwischen gewählter T_0 und nach DLL-Ansatz erforderlicher Jährlichkeit DRP im Referenzjahr 2017. Darstellung für zwei unterschiedliche GEV-Modelle, eine Bauwerkslebensdauer von 50 a und $T_0 < 50$ a für die Station *Detmold_KA*.

Die Ergebnisse für das GEV100-Modell liegen in einem plausiblen Wertebereich. Für eine gewählte Bauwerkslebensdauer von $N = 50$ Jahren und einem gewünschten Sicherheitsniveau von $EPN = 63,58$ % entspricht die gewählte Jährlichkeit im stationären Fall $T = 50$ a. Bei Verwendung des DLL-Ansatzes müsste maximal eine Jährlichkeit von $T = DRP = 67$ a im Referenzjahr gewählt werden. Für das GEV110-Modell beträgt die maximal zu wählende Jährlichkeit $T = DRP = 223$ a. Die DRP -Werte aus dem GEV110-Modell weichen insbesondere für Dauerstufen ab 4 h stark von dem im Referenzjahr gewählten

Wiederkehrintervall ab. Für beide GEV-Modelle liegt kein linearer Zusammenhang zwischen T_0 und DRP vor. Bei dem GEV100-Modell nimmt die Abweichung zwischen T_0 und DRP mit zunehmender Dauerstufe ab. Für das GEV110-Modell ist bezüglich der Dauerstufen keine Abhängigkeit zu erkennen.

Als ergänzende Information beinhaltet die dritte Stufe des Berechnungsansatzes die Darstellung bzw. Auswertung der erzielten Berechnungsergebnisse anhand eines Niederschlag-Abfluss-Modells (N-A-Modell). Dies wird nachfolgend aufgeführt.

12.7 Niederschlag-Abfluss Modellierung unter Einbezug der exemplarischen Auswertung an der Niederschlagsstation *Detmold_KA*

12.7.1 Einführung

Niederschlag-Abfluss-Modelle (N-A-Modelle) werden genutzt, um den kausalen Zusammenhang zwischen dem Gebietsniederschlag als Eingangs- oder Belastungsgröße (Input) und dem Abfluss als Ausgangsgröße (Output) bzw. der Reaktion eines zu modellierenden Einzugsgebietes (EZG) zu beschreiben. Sie werden in stochastische und deterministische Modelle unterteilt. Stochastische Modelle leiten die Ausgangsgröße aus reproduzierten statistischen Eigenschaften und Beziehungen der Beobachtungsdaten des Niederschlags und Abflusses ab. Deterministische Modelle setzen hingegen einen physikalisch begründeten Zusammenhang zwischen Niederschlag und Abfluss voraus. Die Modelle können sowohl zur Langzeit- oder Kontinuumssimulation als auch zur Ableitung von Hochwasserganglinien aus Starkniederschlägen genutzt werden (z. B. USACE, 2000; Wittenberg, 2011; Maniak, 2016; Patt und Jüpner, 2020).

Anhand eines N-A-Modells soll die Auswirkung der sich verändernden Bemessungsgrößen in Form von Regenhöhen bestimmter Dauer und Jährlichkeit bzw. Regenhöhenlinien dargestellt werden. In der vorliegenden Arbeit wurde für die Modellierung die Software HEC-HMS in der Version 4.7.1 genutzt. Es handelt sich dabei um eine Open-Source-Software des US Army Corps of Engineers (USACE, 2017). Die Software stellt ein konzeptionelles deterministisches N-A-Modell dar und wird im vorliegenden Fall explizit für die Beschreibung von Abflüssen aus Starkniederschlägen verwendet. Die Modellierung erfolgt daher nach der in Abbildung 12.28 a) dargestellten vereinfachten Struktur ohne die Berücksichtigung komplexer Vegetations- oder Grundwassermodelle (vgl. Abbildung 12.28 b)).

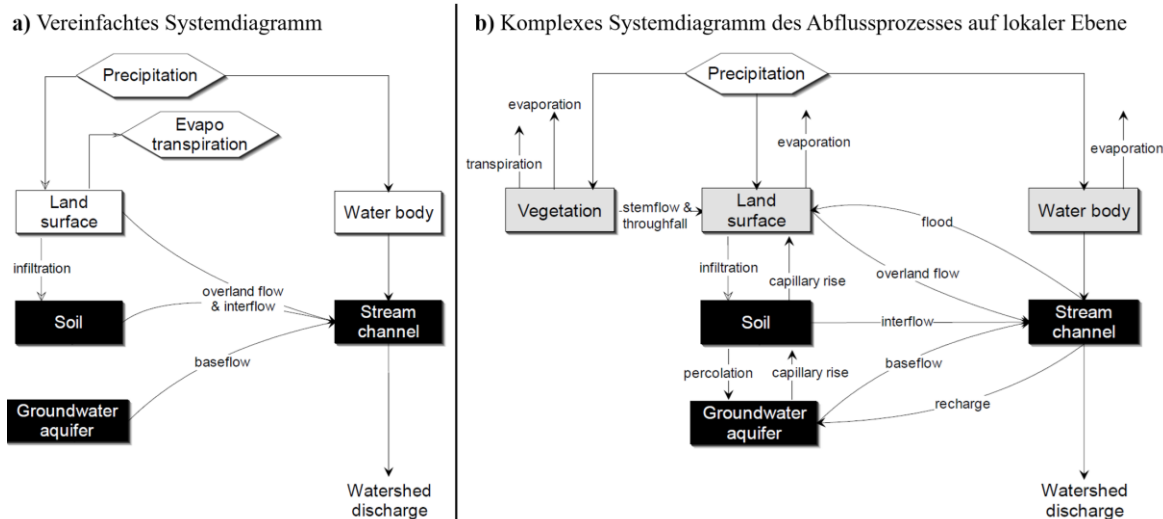


Abbildung 12.28: Vereinfachtes (a) und komplexes (b) Systemdiagramm des Abflussprozesses auf lokaler Ebene (USACE, 2000).

Die Beschreibung des Abflussprozesses erfolgt in der Software HEC-HMS mittels vier unterschiedlicher Modelle (USACE, 2000):

1. Die Abflussbildung (engl. *runoff-volume models*) aus der Menge des gefallenen Niederschlages, abzüglich der in durchlässige Oberflächen infiltrierten Mengen; mit einer Aussage wann und wie viel Niederschlag von versiegelten bzw. undurchlässigen Oberflächen zum Abfluss kommt.
2. Die Abflusskonzentration (engl. *direct-runoff models*) zur Beschreibung des zeitlichen Verlaufs des abflusswirksamen Niederschlages mittels einer Einheitsganglinie.
3. Den Basisabfluss (engl. *baseflow models*) als unterirdischen Zufluss in Oberflächen-gewässer.
4. Das Abflussrouting (engl. *routing models*) als eindimensionales Modell der ablaufenden Hochwasserwelle im Gewässer.

Für jedes der genannten Verfahren existierte eine Auswahl verschiedener Berechnungsansätze und -methoden, auf die jedoch an dieser Stelle nicht weiter eingegangen wird. Für weiterführende Informationen wird auf einschlägige Fachliteratur wie USACE (2000) oder Maniak (2016) verwiesen. Die im Zuge der Modellerstellung und -bearbeitung gewählten Methoden werden nachfolgend kurz erläutert. Für das Modell der Abflussbildung (1.) wurde das SCS-Verfahren (Verfahren des U.S. Soil Conservation Service) genutzt. In Abhängigkeit einer Bodengruppe und einer Bodennutzung wird eine sogenannte Curve Number (CN-

Wert) ermittelt. Diese beschreibt die Infiltrationskapazität des Bodens. Über den CN-Wert und die Gesamtniederschlagshöhe kann anschließend der abflusswirksame Niederschlag berechnet werden (z. B. Maniak, 2016). Die Bestimmung der Abflusskonzentration (2.) erfolgte über das SCS-Unit-Hydrograph-Verfahren. Dieses basiert auf einer dimensionslosen synthetischen Einheitsganglinie, deren Parameter Anstiegszeit und Form der Ganglinie ebenfalls unter Einbezug des CN-Wertes bestimmt werden. Als Anfangsbedingung wurde der Basisabfluss (3.) mit einem festen Wert für jeden Monat gesetzt. Der monatliche Basisabfluss wurde dabei jeweils aus dem mittleren Abfluss MQ je Monat bestimmt. Das Abflussrouting (4.) erfolgte über die Lag-Methode.

Die Erstellung des N-A-Modells erfolgte für das Einzugsgebiet des Gewässerpegels *Mesche (Werre)* mit der Niederschlagsstation *Detmold_KA*. Das zu modellierende Gebiet liegt im Bereich der Stadt Detmold im Kreis Lippe. Das Einzugsgebiet setzt sich aus fünf Teileinzugsgebieten zusammen und hat eine Größe von ca. 91 km². Die nachfolgende Abbildung 12.29 zeigt das Einzugsgebiet für den Gewässerpegel *Mesche (Werre)*.

Legende

- Niederschlagsstation
- Gewässerpegel

ALKIS NRW

- Feldwege
- Landwirtschaft
- Ödland
- Undurchlässig
- Wald
- Wiese

DGM 10

- 106.31
- 460.52

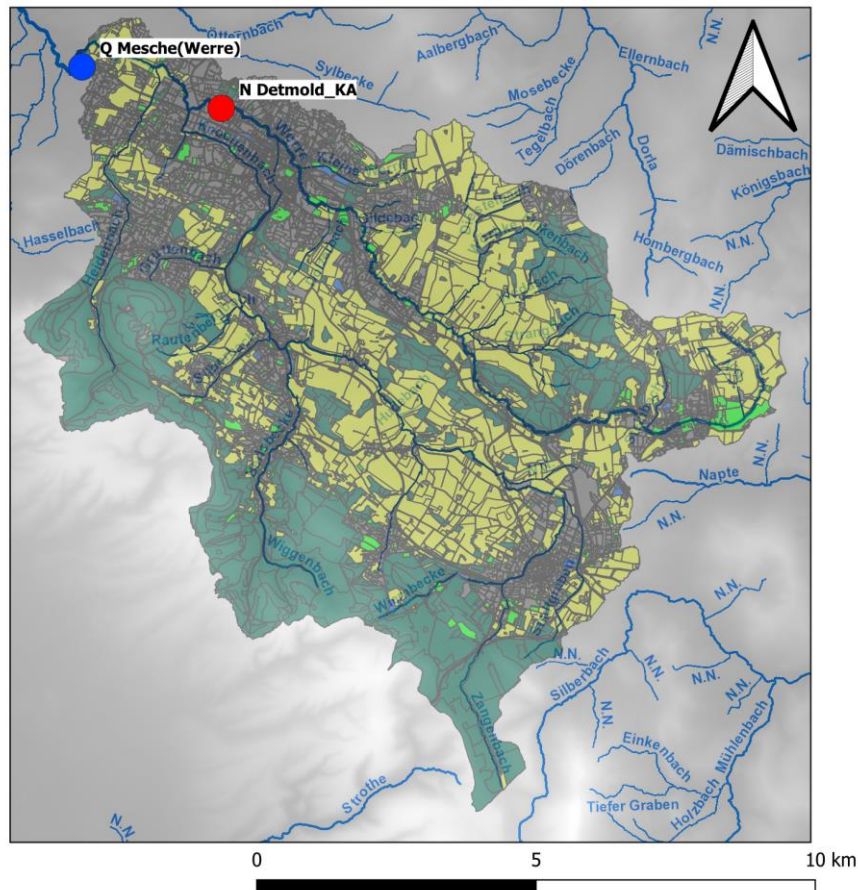


Abbildung 12.29: Übersicht des Einzugsgebiets für den Gewässerpegel *Mesche (Werre)* mit der Niederschlagsstation *Detmold_KA*.

12.7.2 Modellkalibrierung und -validierung

Im Zuge der Kalibrierung sollen die Modellparameter so angepasst werden, als dass das Modell die beobachtete Ganglinie am Gewässerpegel ausreichend genau nachbilden kann. Es wird empfohlen, sowohl sommerliche als auch winterliche Hochwasserereignisse für die Kalibrierung heranzuziehen. Somit sollen jahreszeitliche Einflüsse auf die abflussbildenden Prozesse erfasst werden. Weiter sollen möglichst mehrere Niederschlagsstationen im EZG berücksichtigt werden, um die Erfüllung einer einheitlichen Überregnung zu prüfen (Marniak, 2016).

Für die Kalibrierung wurden die Beobachtungsdaten des Pegels *Mesche (Werre)* und der Niederschlagsstation *Detmold_KA* genutzt. Für das untersuchte Einzugsgebiet standen keine weiteren Niederschlagsstationen zur Verfügung. Die Datengrundlage wurde aufgrund der Einzugsgebietsgröße und in Anbetracht der hier beabsichtigten exemplarischen Darstellungen dennoch als ausreichend bewertet. Nach DWA (2012a) können Regenhöhen einer

Messstelle nur für Flächengrößen bis zu 25 km² annähernd als Gebietsniederschlag aufgefasst werden. Das vorliegende EZG weist eine Größe von ca. 91 km² auf, sodass die Regenhöhen mit einem Abminderungsfaktor AMF versehen wurden. In Verworn (2008) wurden hierzu dauerstufenabhängige, regionsübergreifende mittlere AMF sowie ein vereinfachter funktionaler Zusammenhang entwickelt. Dieser berechnet sich wie folgt:

$$AMF = 1 - (0,04 \cdot \log(A)) \quad \text{Gleichung (12.1)}$$

mit:

A Gebietsgröße [km²]

Für das vorliegende Modell ergibt sich mit Gleichung (12.1) der Abminderungsfaktor zu $AMF = 0,92$.

Die im vorangegangenen Abschnitt 12.5 dargestellten Ergebnisse haben insbesondere für kurze Dauerstufen eine signifikante Änderung der Regenhöhen aufgezeigt. Die Analyse der monatlichen Verteilung jährlicher Maximalwerte aggregierter Dauerstufenreihen mit $D \leq 4$ h (vgl. Abbildung 12.5 in Abschnitt 12.2) zeigt, dass diese Ereignisse hauptsächlich in den Monaten April bis September auftreten. Unter Berücksichtigung dessen, erfolgte die Kalibrierung und Validierung des N-A-Modells anhand von ausgewählten Starkregenereignissen aus ebendiesem Zeitraum. Die nachfolgende Abbildung 12.30 zeigt die Ergebnisse von drei für die Kalibrierung ausgewählten Ereignissen sowie das Ergebnis der Validierung für ein Niederschlagsereignis im April 2005. Ergänzend wird für jedes dargestellte Ereignis die Modellgüte angegeben. Diese wurde im vorliegenden Fall anhand der Nash-Sutcliffe-Effizienz (engl. *Nash-Sutcliffe model efficiency*, NSE, Nash und Sutcliffe, 1970) bewertet. Die NSE berechnet sich nach Nash und Sutcliffe (1970) zu:

$$NSE(\theta) = 1 - \frac{\sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t(\theta))^2}{\sum_{t=1}^N (y_t - \bar{y}_t)^2} \quad \text{Gleichung (12.2)}$$

mit:

- θ Parametersatz des Modells
 N Anzahl Zeitschritte
 y_t Beobachteter Wert (Modelloutput) zum Zeitpunkt t
 \hat{y}_t Simulierter Wert (Modelloutput) zum Zeitpunkt t
 \bar{y}_t Mittelwert der beobachteten Werte

Die Modellgüte wurde im Zuge der Kalibrierung und der Validierung für einen $NSE > 0,7$ als gut bewertet.

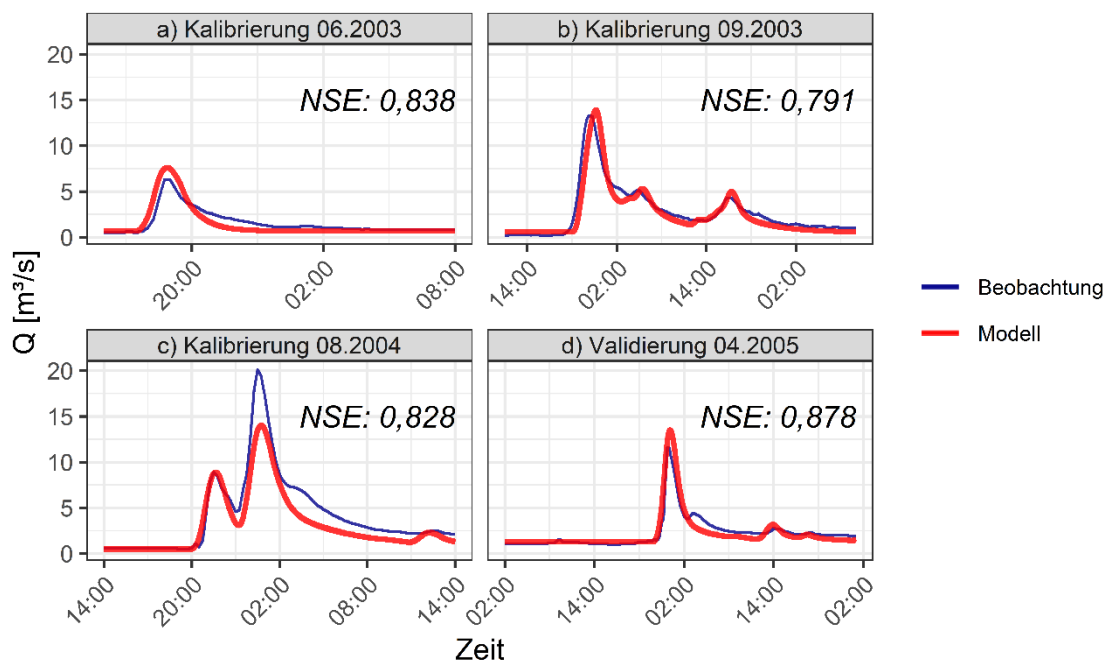


Abbildung 12.30: Vergleich von modellierter (rote Linie) und beobachteter Ganglinie (blaue Linie) für das N-A-Modell am Pegel *Mesche (Werre)* für drei ausgewählte Ereignisse zur Kalibrierung (a), b), c)) und ein Ereignis zur Validierung (d)).

Für die Kalibrierung wurden die Modellparameter über das Suchverfahren mittels des Downhill-Simplex-Algorithmus (Nelder und Mead, 1965; USACE, 2000) angepasst bzw. optimiert. Die zu optimierenden Parameter ergeben sich aus den in Abschnitt 12.7.1 aufgeführten Verfahren zur Beschreibung des Abflussprozesses. Es wurden die folgenden Parameter optimiert:

- CN-Wert und daraus abgeleitete Infiltrationskapazität des Bodens
- Evapotranspiration der Pflanzen (minimal und maximal zu speichernde Wassermenge)
- Retentionswerte der Oberflächengewässer (engl. *Lag-Time*)

- monatlicher Basisabfluss der Oberflächengewässer

Die dargestellten Ergebnisse der Modellkalibrierung zeigen NSE-Werte im Bereich von 0,791 bis 0,838. Für die Validierung berechnet sich die NSE zu 0,878. Sowohl die Kalibrierung als auch die Validierung werden dahingehend als gut bewertet.

12.7.3 Ergebnisdarstellung durchgeführter Rechenläufe

Zwischen den Regenhöhenlinien nach DWA (2012a) und den Ergebnissen aus dem instationären Bemessungsansatz liegen für die Station *Detmold_KA* Abweichungen von bis zu 115 % vor. Diese Abweichungen nehmen mit steigender Dauerstufe ab und betragen ab einer Dauerstufe von $D = 4$ h ca. 10 %. Um einen Zusammenhang zwischen prozentualer Zunahme des Niederschlages und entsprechender Reaktion des Einzugsgebietes bestimmen zu können, wurden im Anschluss an die Kalibrierung und Validierung Modellregen mit entsprechend ansteigender prozentualer Abweichung in Höhe von 10, 30, 50 und 70 % konstruiert. Die Modellregen wurden für drei ausgewählte Dauerstufen $D = 30, 60, 240$ min und Wiederkehrintervalle $T = 5, 10, 50$ a nach Euler Typ II erstellt (vgl. DWA, 2012a sowie Abbildung 4.6) und in das Modell eingesteuert.

Die nachfolgende Abbildung 12.31 zeigt die Modellreaktion in Form des resultierenden Durchflussvolumens V . Referenzgröße ist das modellierte Durchflussvolumen V bei Eingabe eines Modellregens aus einer Starkregenangabe h_N nach DWA (2012a). Die in Abbildung 12.31 angegebene Abweichung in Prozent wird sowohl bei der Eingabegröße h_N als auch bei der Modellreaktion V auf diesen Referenzwert bezogen.

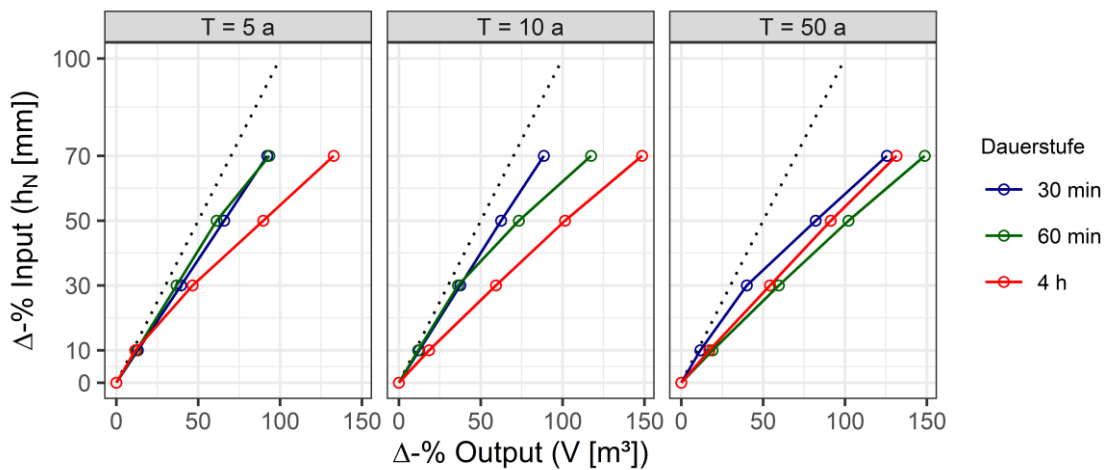


Abbildung 12.31: Ergebnisse des N-A-Modells als Modellreaktion (Durchflussvolumen $V [\text{m}^3]$) auf prozentuale Veränderungen der Belastungsgröße (Regenhöhe $h_N [\text{mm}]$).

Die prozentuale Zunahme der Regenhöhen und der daraus resultierenden Durchflussvolumina stehen in keinem linearen Zusammenhang zueinander. Weder über größer werdende Jährlichkeiten noch über die Niederschlagsdauer lassen sich Abhängigkeiten darstellen. Einzig für Jährlichkeiten $T \leq 10 \text{ a}$ ist die prozentuale Zunahme des Durchflussvolumens im Vergleich zur Eingabegröße für die größere Dauerstufe $D = 4 \text{ h}$ am stärksten.

13 Fazit

13.1 Diskussion der Ergebnisse

In der vorliegenden Arbeit wurde ein instationärer Berechnungsansatz für Regenhöhen entwickelt. Am Beispiel der Station *Detmold_KA* wurde dieser Ansatz zusätzlich ausgewertet und die direkte Ergebnisverwertung der sich ergebenden Planungsgrößen anhand eines N-A-Modells dargestellt. Die Teilergebnisse werden im Folgenden entsprechend der drei Stufen des Berechnungsansatzes diskutiert.

Vorausgehend zur eigentlichen Berechnung der Regenhöhen erfolgten Untersuchungen auf Trends- und Sprungstellen. Die Analysen zeigen deutlich, dass Instationaritäten in den Niederschlagsdaten vorhanden sind, sowohl in Form von Trends als auch in Form von Sprungstellen. Die Instationaritäten selbst müssen dabei weiter differenziert und in Abhängigkeit von der Niederschlagsdauer betrachtet werden. Es ist eine Kombination der zur Verfügung stehenden Tests erforderlich, sodass eine entsprechende Unterscheidung zwischen Trend und Sprungstelle erfolgen kann. Die Ergebnisse stimmen insofern mit den bestehenden und bereits aufgeführten Klimaprognosen überein (z. B. Hübener et al., 2017; Brienens et al., 2020; DWD, 2021), als dass sich eine sehr inhomogene Entwicklung für das Niederschlagsverhalten innerhalb des Beobachtungszeitraumes erkennen lässt. Für langzeitige Trends spiegeln die Ergebnisse nur vereinzelt die Langzeitprognosen aus Klimaprojektionen wider. Aufgrund der zum Teil sehr kurzen Beobachtungszeiträume ist eine Extrapolation der detektierten Trends nur mit einer großen Unsicherheit möglich. Aus der monatlichen Verteilung des Auftretens jährlicher Maximalwerte des Niederschlags für unterschiedliche Dauerstufen (vgl. Abbildung 12.5), dem Vorliegen von Instationaritäten – insbesondere in den kurzen Dauerstufen (vgl. Abbildung 12.11) – und der Größe der detektierten Trends (vgl. Abbildung 12.12) lässt sich ableiten, dass bei sommerlichen Starkregenereignissen zukünftig die stärksten Veränderungen des Niederschlagsverhaltens zu erwarten sind.

Die extremwertstatistische Auswertung erfolgte unter Verwendung der GEV als stationäres und instationäres Modell. Um die beschriebenen Unsicherheiten bei der Modellierung und Extrapolation der parametrischen Modelle der GEV zu reduzieren, erfolgte die Berücksichtigung von regionalisierten Klimaprojektionen (vgl. Abbildung 9.10). Aus einer Gegenüberstellung wurde anhand des AIC das RCP2.6-Szenario als die für die weiteren Modelle zu nutzende Kovariate festgelegt (vgl. Abbildung 9.11). Für beide instationären GEV-Modelle ergibt sich mit diesem Klimaschutzszenario, insbesondere in den kurzen Dauerstufen, eine bessere Modellanpassung als bei der Modellierung ohne eine Informationserweiterung.

Im Zuge des entwickelten Berechnungsansatzes wurde das von Fischer und Schumann (2018) vorgeschlagene cGEV-Modell und der darin enthaltene Ansatz zum Ausgleich der Parameter über die Dauerstufen weiterentwickelt und auf den instationären Fall übertragen. Die GEV-Modelle resultieren mit den ausgeglichenen, optimierten Parametern für alle untersuchten Stationen in der Fréchet-Verteilung (GEV Typ II). Dieses Ergebnis stimmt mit den Untersuchungen von Papalexiou und Koutsoyiannis (2013), Ragulina und Reitan (2017) sowie Lutz et al. (2020) überein.

Die Anpassung der instationären GEV mündet in zeitabhängigen Quantilwerten (vgl. Abbildung 11.2). Zur Überführung dieser Quantilwerte in eine zeitunabhängige Angabe einer Niederschlagshöhe in Abhängigkeit von Wiederkehrzeit und Dauer wurden der ERL- und DLL-Ansatz genutzt. Zunächst wurde der ERL-Ansatz auf die Auswertung von instationären Niederschlagszeitreihen erweitert. Bei Verwendung des ERL-Ansatzes wurde das 95 %-Perzentil der zeitabhängigen Quantilwerte für jede ausgewertete Dauerstufe berechnet und zu entsprechenden Regenhöhenlinien zusammengeführt. Die Regenhöhenlinien zeigen im Vergleich zum Ansatz nach DWA-A 531 im Mittel Abweichungen zwischen -10 % und 80 %. Im Vergleich zum stationären GEV-Modell (GEV000) ist die maximale Abweichung aus dem instationären GEV-Modell mit im Mittel bis zu 20 % deutlich geringer. Die Abweichungen variieren hier stark über die unterschiedlichen Dauerstufen und steigen mit größer werdender Jährlichkeit an.

Der als Alternative genutzte DLL-Ansatz stellt das komplexere Modell hinsichtlich der Berechnung zeitinvarianter Quantilwerte dar. Unter Berücksichtigung einer Bauwerkslebensdauer und eines gewünschten Sicherheitsniveaus beinhaltet der DLL-Ansatz deutlich mehr, die Auswertung beeinflussende, Parameter als der ERL-Ansatz. Der DLL-Ansatz wurde zur

Auswertung instationärer Niederschlagszeitreihen ebenfalls angepasst. Es erfolgte die extremwertstatistische Auswertung getrennt für jede Dauerstufe, um im Anschluss die Zusammenführung der jeweils modellierten Quantile zu Regenhöhen vornehmen zu können. Für besonders kurze Dauerstufen $D < 60$ min liegen die Berechnungsergebnisse des DLL-Ansatzes durchgehend oberhalb der vergleichend angewendeten Verfahren. Für besonders lange Dauerstufen $D > 2$ d liegen sie unterhalb. Im Vergleich zum Ansatz nach DWA-A 531 liegen die Abweichungen im Mittel zwischen -20 % und 100 %, im Vergleich zum stationären GEV-Modell (GEV000) -10 % bis 60 %.

Insgesamt weisen die komplexeren Modelle (GEV000, 100 und 110) in den mittleren Dauerstufenbereichen zwischen $D = 60$ min und $D = 12$ h eine höhere Anpassungsgüte im Vergleich zum Gumbel-Modell auf. Dabei zeigt das GEV110-Modell über alle ausgewerteten Jährlichkeiten und Dauerstufen hinweg die größten Abweichungen. Anhand des AIC, AICc bzw. BIC wird dieses Modell über alle ausgewerteten Stationen hinweg jedoch auch am seltensten den weniger komplexen Modellen vorgezogen (vgl. Abbildung 12.19 und Abbildung 12.20), sodass die Eignung weitergehend hinterfragt werden sollte. Inwiefern die deutlich höheren Abweichungen unter Berücksichtigung alternativer parametrischer Verfahren zur Modellierung der Parameter – insbesondere des Skalenparameters – reduziert werden können, wird als weiterführender Untersuchungsschritt aufgeführt.

Zusammenfassend stimmen die dargestellten Abweichungen des ERL- und DLL-Ansatzes zu den klassischen, stationären Verfahren mit den von Cheng und AghaKouchak (2014) aufgeführten Untersuchungsergebnissen überein. Eine Verallgemeinerung der Ergebnisse auf Basis der hier verwendeten Datengrundlage von 49 Niederschlagsstationen wird nicht empfohlen. Es ist sowohl hinsichtlich der Trend- und Sprungstellenanalysen als auch der weiterführenden Auswertung eine stationsbezogene Detailbetrachtung notwendig.

In der vorliegenden Arbeit erfolgte eine Detailbetrachtung am Beispiel der Station *Detmold_KA*. Es wurde sowohl der entwickelte, instationäre Berechnungsansatz für Regenhöhen angewendet als auch eine exemplarische N-A-Modellierung durchgeführt. Die extremwertstatistischen Berechnungen erfolgten unter Verwendung des instationären GEV-Modells (GEV100). Der Lageparameter wurde über die Zeit und die aus regionalisierten Klimaprojektionen abgeleitete Kovariate Temperatur modelliert. Wie auch in der Gesamtbetrachtung aufgeführt, weichen die Ergebnisse des neu entwickelten Ansatzes mit zunehmender

Jährlichkeit und in kleinen Dauerstufen um bis zu 115 % von den klassischen Verfahren ab. Für die hinsichtlich der Starkregenbetrachtung interessanten Dauerstufenbereiche zwischen 45 min und 12 h liegen in größeren Jährlichkeiten mit $T > 30$ a moderatere, aber dennoch signifikante Abweichungen zwischen ≈ 10 % und ≈ 30 % vor. Diese beziehen sich sowohl auf die Auswertung nach DWA-A 531 als auch auf den Vergleich zu regionalisierten Starkregenauswertungen nach KOSTRA-DWD 2010R. Die N-A-Modellierung zeigt beispielhaft, welche Auswirkungen die Berücksichtigung der sich ändernden Planungsgrößen hat. Es wurde anhand des hier aufgeführten Modells dargestellt, dass die prozentualen Abweichungen nicht linear auf die Reaktion eines Einzugsgebiets übertragen werden können. Die aus der Eingabegröße resultierenden, modellierten Durchflussvolumina zeigen eine stärkere nichtlineare Zunahme im Vergleich zur Änderung der Niederschlagsbelastung.

Mögliche langzeitige Entwicklungen in Form von Trends lassen sich über den entwickelten instationären Berechnungsansatz bei der extremwertstatistischen Auswertung von Niederschlagszeitreihen berücksichtigen. Es wird für die Modellierung empfohlen, Ergebnisse von Klimaprojektionen zu implementieren, um mögliche Trends auf einer erweiterten Datengrundlage entsprechend abbilden und auch extrapolieren zu können. Die sich ergebenden Planungskenngrößen sollten abschließend den Ergebnissen aus den gängigen Berechnungs- und Bemessungsverfahren gegenübergestellt werden, sodass mögliche Änderungen bei der weiterführenden Planung diskutiert und in Bezug genommen werden können.

13.2 Zielerfüllung und Beantwortung der Forschungsfragen

In Abschnitt 1.2 wurden die Forschungsfragen dieser Arbeit formuliert, welche nachfolgend einzeln beantwortet werden.

1. Inwiefern sind die verfügbaren Beobachtungsdaten geeignet, um mittels statistischer Tests eine Aussage über in den Daten enthaltenen Instationaritäten zu treffen?

Für die Anwendung statistischer Tests, sowohl auf lineare Trends als auch auf Sprungstellen sind die genutzten Daten geeignet. Sowohl mit dem Mann-Kendall-Test als auch mit dem Wilcoxon-Mann-Whitney-Test konnten signifikante Instationaritäten festgestellt werden (vgl. Abschnitt 12.3). Die genutzte Datengrundlage mit einer Beobachtungslänge von mindestens 30 a ist jedoch nur bedingt für eine verlässliche Aussage über langzeitliche oder

saisonale Trends geeignet. Letztere unterliegen einer 15- bis 20-jährigen Schwankung (vgl. auch Willems, 2013) und werden unter Umständen nur abschnittsweise durch die Datengrundlage abgebildet. Mit einer deutlich längeren Aufzeichnungslänge können entsprechende Signale besser abgebildet und mit einer geringeren Unsicherheit auf ein zukünftiges Verhalten übertragen werden. Die Ergebnisse der statistischen Tests sollten demnach stets gegenübergestellt und unter Berücksichtigung der zur Verfügung stehenden Beobachtungslänge bewertet werden.

2. Welche zusätzliche Datengrundlage ist für die instationäre, extremwertstatistische Modellierung von Niederschlagsdaten geeignet?

Es wurden zwei unterschiedliche Datengrundlagen untersucht, die zur Modellierung der instationären Parameterverläufe der GEV in Frage gekommen sind (vgl. Abschnitt 9.3). Zum einen wurden langjährige regionale Mittelwerte der jährlichen Niederschlagssummen in Betracht gezogen. Diese weisen eine über einhundertjährige Beobachtungszeitspanne auf (1881 bis heute) und können somit die unter der ersten Forschungsfrage aufgeführte Unsicherheit deutlich reduzieren. Diese Datengrundlage basiert auf Stationsbeobachtungen des DWD und ist nicht ohne die Hinzunahme weiterer Regressionsmodelle als Kovariate zur Extrapolation zeitabhängiger Parameter verwendbar.

Die zweite mögliche Datengrundlage stellen Klimaprojektionen dar. Die Projektion der Lufttemperatur in 2 m über dem Boden aus dem RCP2.6-Szenario hat sich hier als geeignete Kovariate herausgestellt und wurde erfolgreich in die parametrischen Modelle der instationären GEV-Parameter implementiert. Bei einer Gegenüberstellung der beiden möglichen Datensätze wurde das RCP2.6-Szenario bis zu einer Dauerstufe von $D = 6$ h anhand des AIC, AICc bzw. BIC den langjährigen jährlichen Mittelwerten vorgezogen. Aufgrund der fehlenden Möglichkeit zur Extrapolation, wurden die Parameter auch in den größeren Dauerstufen über das RCP2.6-Szenario modelliert.

3. Lassen sich die instationären extremwertstatistischen Modelle in die Methodik des aktuellen Regelwerks implementieren?

Die instationären, extremwertstatistischen Modelle wurden erfolgreich an die Methodik des aktuellen Regelwerks zur Starkregenauswertung nach DWA-A 531 angepasst. Zur Schätzung zeitabhängiger und zwischen zwei aufeinanderfolgenden Dauerstufen größer werdender Quantilwerte, wurde der von Fischer und Schumann (2018) entwickelte Ansatz der

sogenannten cGEV auf den instationären Fall erweitert. Für jedes Beobachtungsjahr der zu untersuchenden Zeitreihe und jedes Jahr einer möglichen Extrapolation wurde ein erweiterter, dauerstufenübergreifender Parameterausgleich genutzt (vgl. Abschnitt 10).

4. Wie können zeitabhängige Quantilwerte in geeigneter Form zu einer zeitunabhängigen Planungskenngröße in Form von Starkregenangaben überführt werden?

Es wurden zwei unterschiedliche Ansätze untersucht, die zur Überführung zeitabhängiger Quantilwerte in eine zeitunabhängige Planungskenngröße genutzt werden können. Sowohl der Effective-Return-Level-Ansatz (Abschnitt 11.2) als auch der Design-Life-Level-Ansatz (Abschnitt 11.3) wurden im Zuge der vorliegenden Arbeit erweitert, um instationäre Niederschlagszeitreihen bzw. Starkregen unterschiedlicher Dauer entsprechend auswerten zu können. Der ERL-Ansatz stellt die einfachere Methode zur Umrechnung zeitabhängiger Quantilwerte in eine Planungsgröße $h_N(D, T)$ dar, wohingegen der DLL-Ansatz die zusätzliche Angabe einer Bauwerkslebensdauer und eines gewünschten Sicherheitsniveaus fordert. Der DLL-Ansatz beinhaltet somit einen erweiterten Planungsspielraum für die Erstellung von Regenhöhen(-linien) unter Berücksichtigung instationärer, extremwertstatistischer Modelle.

5. Welche Auswirkung hat die Berücksichtigung von Instationaritäten in extremwertstatistischen Verfahren auf die zur Bemessung verwendeten Planungskenngrößen?

Die Berücksichtigung von zeitabhängigen Parameterverläufen der GEV-Modelle zeigt für die hier ausgewertete Datengrundlage von 49 Niederschlagsstationen unterschiedliche Auswirkungen auf die Planungskenngröße $h_N(D, T)$. Zusammenfassend resultieren für kleine Dauerstufen D und große Jährlichkeiten T deutlich größere Regenhöhen aus dem entwickelten Berechnungsansatz im Vergleich zu aktuell genutzten Verfahren. Mit zunehmender Niederschlagsdauer werden die Abweichungen geringer und betragen im Mittel zwischen $\approx 10\%$ und $\approx 30\%$. Die Planungskenngrößen $h_N(D, T)$ aus den instationären, extremwertstatistischen Verfahren sind über alle Stationen betrachtet im Schnitt höher. Die Ergebnisse werden bei dem DLL-Ansatz vom gewählten Extrapolationszeitraum und bei dem ERL-Ansatz vom gewählten Perzentil beeinflusst. Die aufgezeigten Abweichungen gelten somit nur unter Berücksichtigung der hier angenommenen Ausgangswerte.

13.3 Offene Fragen und weiterer Forschungsbedarf

Bei der Beantwortung der Forschungsfragen bleiben unterschiedliche Aspekte unbeantwortet, woraus sich weiterführende Fragen und zusätzlicher Forschungsbedarf ergeben. Die nachfolgend aufgeführten Punkte zeigen eine Auswahl dieser Fragen auf:

- **Trend-Attribution:** Lassen sich die in den Beobachtungszeitreihen detektierten Instationaritäten in Form von Trends und/oder Sprungstellen ergänzend durch anthropogene oder gebietsspezifische Einflüsse beschreiben?
- **Sprungstellen-Attribution:** Verursacht ein Messtechnikwechsel an einer Niederschlagsstation eine Sprungstelle, insbesondere in kürzeren Dauerstufen?
- **Saisonale parametrische Ansätze der GEV-Parameter:** Führt die Berücksichtigung saisonaler Schwankungen in parametrischen Ansätzen der instationären GEV-Parameter zu einer besseren Modellanpassung?
- **Dauerstufenübergreifender Parameterausgleich:** Wie können die in Abschnitt 10 aufgeführten Grenzfälle für das zu modellierende Skalen-Form-Verhältnis allgemeingültig angepasst werden? Lässt sich die Methodik auf beliebige andere instationäre Modelle übertragen?
- **Regionalisierung von Formparametern:** Lassen sich aus regionalisierten Rasterdatensätzen (z. B: REGNIE-DWD) regionale Unterschiede für den Formparameter der GEV für Deutschland ableiten und kartieren?
- **Parameter-Schätzverfahren:** Können durch die Hinzunahme entsprechender Karten die Schätzverfahren für den Formparameter der GEV insbesondere bei kurzen Zeitreihen verbessert werden?
- **Auswertung von Radar-Daten:** Können die dargestellten Verfahren auf die zur Verfügung stehenden Radar-Daten des DWD übertragen werden? Könnten regionalisierte, tabellierte Starkregenhöhen (KOSTRA-DWD 2010R) dadurch verbessert werden?

14 Zusammenfassung

Für die Bewirtschaftung des Wasserdargebots in Form der Wasserversorgung und -entsorgung aber auch für den Hochwasserschutz auf kommunaler Ebene sind verschiedene wasserwirtschaftliche Bauwerke notwendig. Eine wichtige Planungskenngröße für die Bemessung und den Betrieb solcher Bauwerke sind Starkregenangaben. Diese beschreiben eine Regenhöhe h_N in Abhängigkeit eines Wiederkehrintervalls T und der Niederschlagsdauer D . Starkregenangaben als hydrologische Bemessungsgröße werden auf Basis von beobachteten oder modellierten Niederschlagszeitreihen erstellt. Mittels Extremwertverteilungsfunktionen werden Quantilwerte berechnet, die weiterführend für die Festlegung von Bemessungswerten verwendet werden können.

Die klassischen und derzeit angewendeten Verfahren der Extremwertstatistik setzen stationäre Zeitreihen voraus. Dem stehen prognostizierte, klimatische Veränderungen und die bereits beobachtete Zunahme von Starkregenereignissen gegenüber, sodass die stationären Verfahren unter Umständen nicht mehr anwendbar sind. Mittels erweiterter statistischer Verfahren können die auch als Instationaritäten bezeichneten, langzeitigen oder auch abrupten Änderungen in Zeitreihen entsprechend berücksichtigt und modelliert werden.

In dieser Arbeit wird ein Berechnungsansatz für Regenhöhen dargestellt, der die Vorgehensweise der extremwertstatistischen Auswertung der aktuellen Regelwerke beibehält, die klassischen stationären Verfahren jedoch durch instationäre Modelle ersetzt. Vor der statistischen Auswertung erfolgen Untersuchungen auf Trends und Sprungstellen auf einer Datenbasis von 49 ausgewählten Niederschlagsstationen in NRW. Für $\approx 26\%$ der 1.029 untersuchten Reihen werden Instationaritäten in Form von signifikanten Trends oder Sprungstellen ermittelt. Drei der 49 Stationen weisen keine Instationaritäten auf. 17 % der detektierten Instationaritäten resultieren aus einem linearen Trend und $\approx 83\%$ aus einer Sprungstelle. 67 % dieser Instationaritäten liegen in Dauerstufen $D < 30$ min, 77 % in Dauerstufen $D < 60$ min und 88 % in Dauerstufen $D < 360$ min vor.

Im Anschluss an diese Untersuchungen werden instationäre, parametrische Modelle der GEV für die Schätzung von zeitabhängigen Quantilwerten verwendet. Das GEV100-Modell mit instationärem Lageparameter sowie das GEV110-Modell mit instationärem Lage- und Skalenparameter werden genutzt. Die Parameter der GEV-Modelle werden unter Hinzunahme von Klimaprojektionen mittels der MLE-Methodik geschätzt (vgl. Abschnitt 9). Es werden regionalisierte Klimaprojektionen der Lufttemperatur in 2 m über dem Boden von insgesamt 44 Kombinationen aus globalen und regionalen Klimamodellen als Gebietsmittel für NRW verwendet. Aus allen zur Verfügung stehenden Modellkombinationen wird aus dem RCP2.6-Szenario der über einen 30-jährigen Tiefpassfilter geglättete Median berechnet und für die zeitabhängige Modellierung der GEV-Parameter verwendet. Für jedes Beobachtungsjahr der Zeitreihe und jedes Jahr einer möglichen Extrapolation werden die so geschätzten GEV-Parameter über einen dauerstufenübergreifenden Parameterausgleich optimiert (vgl. Abschnitt 10).

Weiterer Bestandteil des instationären Berechnungsansatzes ist die Umrechnung zeitabhängiger Quantilwerte in zeitunabhängige Regenhöhen. Es werden der ERL- und DLL-Ansatz verwendet (vgl. Abschnitt 11). Beide Ansätze werden auf die Auswertung instationärer Niederschlagszeitreihen erweitert und führen unter Berücksichtigung ergänzender Berechnungsparameter zu der klassischen Regenhöhe h_N in Abhängigkeit von Niederschlagsdauer D und Jährlichkeit T . Die Eignung der instationären, extremwertstatistischen Modelle wird anhand der drei Informationskriterien, dem AIC, AICc und dem BIC bewertet.

Der instationäre Berechnungsansatz ergibt im Vergleich zu den klassischen Verfahren Regenhöhen mit Abweichungen zwischen -20 % und 110 %. Im Vergleich zum stationären GEV-Modell sind die Abweichungen niedriger und liegen zwischen -10 % und 60 %. Generell variieren die Abweichungen über die Dauerstufen D , diese sind für kleine Dauerstufen $D = 5 - 30$ min am höchsten und nehmen mit größer werdendem Wiederkehrintervall T zu. Die mehrparametrischen, instationären Modelle zeigen insbesondere für die Dauerstufen $D > 45 - 60$ min und $D < 9$ h eine bessere Anpassungsgüte als das in den klassischen Verfahren genutzte Gumbel-Modell.

Der instationäre Berechnungsansatz wird abschließend am Beispiel der Niederschlagsstation *Detmold_KA* angewendet und die Verwendung der sich ergebenden Planungsgrößen in Form von Regenhöhen am Beispiel eines N-A-Modells dargestellt.

Zusammenfassend können instationäre Niederschlagszeitreihen mit dem hier entwickelten Berechnungsansatz statistisch ausgewertet werden. Der Ansatz mündet, wie auch die klassischen Verfahren, in Regenhöhen $h_N(D, T)$, die weiterführend für die wasserwirtschaftliche Bauwerksplanung und -bemessung herangezogen werden können.

Anhand des Berechnungsansatzes können zudem Unsicherheiten bei der Bestimmung und Beschreibung von Instationaritäten reduziert werden, da bei der stationsbezogenen Auswertung Zusatzinformationen aus Klimamodellen Verwendung finden. Es werden somit im Vergleich zu linearen Trends prognostizierte Veränderungen detaillierter berücksichtigt und über das RCP2.6-Klimaschutzszenario ab dem Jahr 2050 auch ein leicht rückläufiger Trend modelliert. Der Ansatz stellt dabei eine einheitliche Methodik dar und ist auch für Zeitreihen ohne signifikante Instationaritäten anwendbar.

15 Literaturverzeichnis

- AghaKouchak, A., Easterling, D., Hsu, K., Schubert, S., Sorooshian, S., Hg., 2013. Extremes in a Changing Climate. Dordrecht: Springer Netherlands. Water Science and Technology Library. ISBN 978-94-007-4478-3.
- Agilan, V., Umamahesh, N.V., 2017a. Modelling nonlinear trend for developing non-stationary rainfall intensity-duration-frequency curve [online]. *International Journal of Climatology*, 37(3), 1265-1281. ISSN 0899-8418. Verfügbar unter: doi:10.1002/joc.4774
- Agilan, V., Umamahesh, N.V., 2017b. What are the best covariates for developing non-stationary rainfall Intensity-Duration-Frequency relationship? [online]. *Advances in Water Resources*, 101, 11-22. *Advances in Water Resources*. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.advwatres.2016.12.016
- Alila, Y., 1999. A hierarchical approach for the regionalization of precipitation annual maxima in Canada [online]. *Journal of Geophysical Research*, 104(D24), 31645-31655. ISSN 0148-0227. Verfügbar unter: doi:10.1029/1999JD900764
- Ariff, N.M., Jemain, A.A., Bakar, M.A.A., 2017. Potential of plotting positions for intensity-duration-frequency curves with short rainfall records [online]. *Malaysian Journal of Fundamental and Applied Sciences*, 13(4-1), 394-399. ISSN 2289-5981. Verfügbar unter: doi:10.11113/mjfas.v13n4-1.814
- Armal, S., Devineni, N., Khanbilvardi, R., 2018. Trends in Extreme Rainfall Frequency in the Contiguous United States: Attribution to Climate Change and Climate Variability Modes [online]. *Journal of Climate*, 31(1), 369-385. ISSN 0894-8755. Verfügbar unter: doi:10.1175/JCLI-D-17-0106.1
- Asquith, W.H., 2020. Imomco [Software]. Version R package version 2.3.6.
- ATV-DVWK, Hg., 1985. ATV-A 121 Niederschlag - Starkregenauswertung nach Wiederkehrzeit und Dauer, Niederschlagsmessungen, Auswertung. Hennef: ATV-DVWK Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e. V.
- Ban, N., Rajczak, J., Schmidli, J., Schär, C., 2020. Analysis of Alpine precipitation extremes using generalized extreme value theory in convection-resolving climate simulations [online]. *Climate Dynamics*, 55(1-2), 61-75. ISSN 1432-0894. Verfügbar unter: doi:10.1007/s00382-018-4339-4
- Bayazit, M., Önöz, B., 2007. To prewhiten or not to prewhiten in trend analysis? [online]. *Hydrological Sciences Journal*, 52(4), 611-624. ISSN 0262-6667. Verfügbar unter: doi:10.1623/hysj.52.4.611
- Bender, J., 2015. Zur Ermittlung von hydrologischen Bemessungsgrößen an Flussmündungen mit Verfahren der multivariaten Statistik. Dissertation. Siegen.
- Berg, P., Moseley, C., Haerter, J.O., 2013. Strong increase in convective precipitation in response to higher temperatures [online]. *Nature Geoscience*, 6(3), 181-185. ISSN 1752-0894. Verfügbar unter: doi:10.1038/NGEO1731

- Bernard, M.M., 1932. Formulas for rainfall intensities of long durations. Trans. ASCE, (96), 592-624. Trans. ASCE.
- Blain, G.C., 2013. The Mann-Kendall test: the need to consider the interaction between serial correlation and trend - doi: 10.4025/actasciagron.v35i4.16006 [online]. Acta Scientiarum. Agronomy, 35(4). ISSN 1679-9275. Verfügbar unter: doi:10.4025/actasciagron.v35i4.16006
- Blöschl, G., Hall, J., Viglione, A., Perdigão, R.A.P., Parajka, J., Merz, B., Lun, D., Arheimer, B., Aronica, G.T., Bilibashi, A., Boháč, M., Bonacci, O., Borga, M., Čanjevac, I., Castellarin, A., Chirico, G.B., Claps, P., Frolova, N., Ganora, D., Gorbachova, L., Gül, A., Hannaford, J., Harrigan, S., Kireeva, M., Kiss, A., Kjeldsen, T.R., Kohnová, S., Koskela, J.J., Ledvinka, O., Macdonald, N., Mavrova-Guirguinova, M., Mediero, L., Merz, R., Molnar, P., Montanari, A., Murphy, C., Osuch, M., Ovcharuk, V., Radevski, I., Salinas, J.L., Sauquet, E., Šraj, M., Szolgay, J., Volpi, E., Wilson, D., Zaimi, K., Živković, N., 2019. Changing climate both increases and decreases European river floods [online]. Nature, 573(7772), 108-111. Nature. Verfügbar unter: doi:10.1038/s41586-019-1495-6
- BMVI, 2015. KLIWAS Auswirkungen des Klimawandels auf Wasserstraßen und Schifffahrt in Deutschland Abschlussbericht des BMVI Fachliche Schlussfolgerungen aus den Ergebnissen des Forschungsprogramms KLIWAS. Berlin.
- Bonnin, G.M., Martin, D., Lin, B., Parzybok, T., Yekta, M., Riley, D., 2004. Precipitation-Frequency Atlas of the United States. revised 2006, revised 2011. Silver Spring, Maryland.
- Borga, M., Vezzani, C., Dalla Fontana, G., 2005. Regional Rainfall Depth-Duration-Frequency Equations for an Alpine Region. Natural Hazards, (36), 221-235. ISSN 0921-030X.
- Box, G.E.P. und G. Jenkins, 1976. Time series analysis. Forecasting and control. San Francisco: Holden-Day. Holden-Day series in time series analysis. ISBN 0-8162-1104-3.
- Brienen, S., Walter, A., Brendel, C., Haller, M., Krähenmann, S., Rauthe, M., Razafimaharo, C., Stanley, K., Höpp, S., Rybka, H., Ganske, A., Schade, N., Möller, J., Jensen, C., Jochumsen, K., Nilson, E., Fleischer, C., Helms, M., Rudolph, E., 2020. Klimawandelbedingte Änderungen in Atmosphäre und Hydrosphäre: Schlussbericht des Schwerpunktthemas Szenarienbildung (SP-101) im Themenfeld 1 des BMVI-Expertenetzwerks.
- Bücher, A., Lilienthal, J., Kinsvater, P., Fried, R., 2020. Penalized quasi-maximum likelihood estimation for extreme value models with application to flood frequency analysis [online]. Extremes. ISSN 1386-1999. Verfügbar unter: doi:10.1007/s10687-020-00379-y
- Caloiero, T., Coscarelli, R., Ferrari, E., Sirangelo, B., 2016. Trends in the Daily Precipitation Categories of Calabria (Southern Italy) [online]. Procedia Engineering, 162, 32-38. ISSN 18777058. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.proeng.2016.11.008
- Cannon, A.J., 2011. GEVcdn: An R package for nonstationary extreme value analysis by generalized extreme value conditional density estimation network [online]. Computers & Geosciences, 37(9), 1532-1533. Computers & Geosciences. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.cageo.2011.03.005
- Chebana, F., Ouarda, T.B.M.J., Duong, T.C., 2013. Testing for multivariate trends in hydrologic frequency analysis [online]. Journal of Hydrology, 486, 519-530. ISSN 0022-1694. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.jhydrol.2013.01.007
- Cheng, L., AghaKouchak, A., 2014. Nonstationary precipitation Intensity-Duration-Frequency curves for infrastructure design in a changing climate [online]. Scientific reports, 4, 7093. ISSN 2045-2322. Verfügbar unter: doi:10.1038/srep07093

- Cheng, L., AghaKouchak, A., Gilleland, E., Katz, R.W., 2014. Non-stationary extreme value analysis in a changing climate [online]. *Climatic Change*, 127(2), 353-369. *Climatic Change*. Verfügbar unter: doi:10.1007/s10584-014-1254-5
- Chow, V.T., et al., 1988. *Applied hydrology* [online]. New York: McGraw-Hill. McGraw-Hill series in water resources and environmental engineering. ISBN 0-07-010810-2. Verfügbar unter: <http://www.loc.gov/catdir/description/mh022/87016860.html>
- Coles, S., 2001. *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*. London: Springer. Springer series in statistics. ISBN 978-1-4471-3675-0.
- De Luca, D., Galasso, L., 2018. Stationary and Non-Stationary Frameworks for Extreme Rainfall Time Series in Southern Italy [online]. *Water*, 10(10), 1477. *Water*. Verfügbar unter: doi:10.3390/w10101477
- Debele, S.E., Strupczewski, W.G., Bogdanowicz, E., 2017. A comparison of three approaches to non-stationary flood frequency analysis [online]. *Acta Geophysica*, 65(4), 863-883. ISSN 1895-6572. Verfügbar unter: doi:10.1007/s11600-017-0071-4
- DESTATIS, 2020. Flächennutzung. Bodenfläche nach Nutzungsarten und Bundesländern 31.12.2019 [online]. Wiesbaden [Zugriff am: 21. März 2021]. Verfügbar unter: <https://www.destatis.de/DE/Themen/Branchen-Unternehmen/Landwirtschaft-Forstwirtschaft-Fischerei/Flaechennutzung/Tabellen/bodenflaeche-laender.html>
- Di Baldassarre, G., Brath, A., Montanari, A., 2006. Reliability of different depth-duration-frequency equations for estimating short-duration design storms [online]. *Water Resources Research*, 42(12). ISSN 0043-1397. Verfügbar unter: doi:10.1029/2006WR004911
- DIN 4049-1, 1992. *Hydrologie. Teil 1: Grundbegriffe*. DIN Deutsches Institut für Normung e.V. Berlin. DIN 4049-1.
- DIN 4049-3, 1994. *Hydrologie. Teil 3: Begriffe zur quantitativen Hydrologie*. DIN Deutsches Institut für Normung e.V. Berlin. DIN 4049-3.
- DIN EN 752, 2017. *Entwässerungssysteme außerhalb von Gebäuden - Kanalmanagement; Deutsche Fassung EN_752:2017*. DIN Deutsches Institut für Normung e.V. Berlin. DIN EN 752.
- Draschhoff, R., 1988. *Studie zur Statistischen Analyse von Starkregen. Statistische Methoden zu Niedrigwasserdauern und Starkregen. DVWK-Schriften, (82). Statistische Methoden zu Niedrigwasserdauern und Starkregen. DVWK-Schriften.*
- DWA, Hg., 2006. *DWA-A 118 Hydraulische Bemessung und Nachweis von Entwässerungssystemen*. Hennef: Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall. ISBN 978-3-939057-15-4.
- DWA, Hg., 2011. *DWA-A 530 Beobachteranleitung für nebenamtliche Niederschlagsstationen Nst(A) und Nst(k) (BAN)*. November 2011. Hennef (Sieg): Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft Abwasser und Abfall. DWA-Regelwerk. A 530. ISBN 978-3-941897-97-7.
- DWA, Hg., 2012a. *DWA-A 531 Starkregen in Abhängigkeit von Wiederkehrzeit und Dauer*. Hennef: Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall. ISBN 3942964287.
- DWA, Hg., 2012b. *DWA-M 552 Ermittlung von Hochwasserwahrscheinlichkeiten*. Hennef: Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall. ISBN 978-3-942964-25-8.
- DWA, Hg., 2013. *DWA-A 117 Bemessung von Regenrückhalteräumen*. Hennef: Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall. ISBN 3944328396.
- DWD, 2021. *Klimastatusbericht Deutschland Jahr 2020* [online]. DWD, Geschäftsbereich Klima und Umwelt. Offenbach a. M. Verfügbar unter:

www.dwd.de/DE/derdwd/bibliothek/fachpublikationen/selbstverlag/selbstverlag_node.html, <https://www.dwd.de/DE/leistungen/klimastatusbericht/klimastatusbericht.htm>

- DWD, o.J.a. Bodenwettermeldungen. Bodenwettermeldungen aus den verschiedenen Messnetzen des Deutschen Wetterdienstes und des Geoinformationsdienstes der Bundeswehr [online]. Deutscher Wetterdienst (DWD). Offenbach a. M. [Zugriff am: 21. März 2021]. Verfügbar unter: <https://www.dwd.de/DE/leistungen/bodenwettermeldung/bodenwettermeldung.html>
- DWD, o.J.b. Climate Data Center (CDC). Freier Zugang zu vielen Klimadaten des Climate Data Centers (CDC) des DWD, insbesondere zur weiteren Verarbeitung. [online]. Deutscher Wetterdienst (DWD). Offenbach a. M. [Zugriff am: 22. März 2021]. Verfügbar unter: <https://cdc.dwd.de/portal/>
- DWD, o.J.c. Climate Data Center (CDC). Jährliche Gebietsmittel der Niederschlagshöhe (Jahressumme) in mm für Deutschland, Version v19.3.
- El Adlouni, S., Ouarda, T.B.M.J., Zhang, X., Roy, R., Bobée, B., 2007. Generalized maximum likelihood estimators for the nonstationary generalized extreme value model. *Water Resources Research*. *Water Resources Research*.
- Feidas, H., Nouloupoulou, C., Makrogiannis, T., Bora-Senta, E., 2007. Trend analysis of precipitation time series in Greece and their relationship with circulation using surface and satellite data: 1955–2001 [online]. *Theoretical and Applied Climatology*, 87(1-4), 155-177. ISSN 0177-798X. Verfügbar unter: doi:10.1007/s00704-006-0200-5
- Fischer, S., Schumann, A., 2018. Berücksichtigung von Starkregen in der Niederschlagsstatistik. *Hydrologie und Wasserbewirtschaftung*, 62(4), 248-256. *Hydrologie und Wasserbewirtschaftung*.
- Fisher, R.A., Tippett, L.H.C., 1928. Limiting forms of the frequency distribution of the largest or smallest member of a sample. *Procs. Cambridge Philos. Soc.* *Procs. Cambridge Philos. Soc.*
- Fowler, H.J., Kilsby, C.G., 2003. A regional frequency analysis of United Kingdom extreme rainfall from 1961 to 2000 [online]. *International Journal of Climatology*, 23(11), 1313-1334. ISSN 08998418. Verfügbar unter: doi:10.1002/joc.943
- Fréchet, M., 1927. Sur la loi de probabilité de l'écart maximum. *Ann. Soc. Polon. Math. Cracovie*. *Ann. Soc. Polon. Math. Cracovie*.
- Fuchs, L., 1983. Plotting Positions für die Extremal-I-Verteilung - Monte-Carlo-Untersuchungen von Plotting Formeln. *DGM*, 21-25. *DGM*.
- Ganguli, P., Coulibaly, P., 2017. Does nonstationarity in rainfall require nonstationary intensity–duration–frequency curves? [online]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(12), 6461-6483. ISSN 1607-7938. Verfügbar unter: doi:10.5194/hess-21-6461-2017
- Gellens, D., 2002. Combining regional approach and data extension procedure for assessing GEV distribution of extreme precipitation in Belgium [online]. *Journal of Hydrology*, 268(1-4), 113-126. ISSN 0022-1694. Verfügbar unter: doi:10.1016/S0022-1694(02)00160-9
- Gilleland, E., Katz, R.W., 2016. extRemes 2.0: An Extreme Value Analysis Package in R [online]. *Journal of Statistical Software*, 72(8). *Journal of Statistical Software*. Verfügbar unter: doi:10.18637/jss.v072.i08
- Gnedenko, B., 1943. Sur la distribution limite du terme maximum d'une série aléatoire. *Ann. Math.* *Ann. Math.*
- Gumbel, E.J., 1941. The Return Period of Flood Flows [online]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 12(2), 163-190. ISSN 0003-4851. Verfügbar unter: doi:10.1214/aoms/1177731747

- Gumbel, E.J., 1958. Statistics of Extremes.
- Hamed, K.H., 2008. DISCUSSION of “To prewhiten or not to prewhiten in trend analysis?” [online]. Hydrological Sciences Journal, 53(3), 667-668. ISSN 0262-6667. Verfügbar unter: doi:10.1623/hysj.53.3.667
- Hamed, K.H., Rao, A.R., 1998. A modified Mann-Kendall trend test for autocorrelated data [online]. Journal of Hydrology, 204(1-4), 182-196. ISSN 0022-1694. Verfügbar unter: doi:10.1016/S0022-1694(97)00125-X
- Hao, Z., AghaKouchak, A., Phillips, T.J., 2013. Changes in concurrent monthly precipitation and temperature extremes [online]. Environmental Research Letters, 8(3), 34014. ISSN 1748-9326. Verfügbar unter: doi:10.1088/1748-9326/8/3/034014
- Hedderich, J. und L. Sachs, 2018. Angewandte Statistik. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. ISBN 978-3-662-56656-5.
- Held, I.M., Soden, B.J., 2006. Robust Responses of the Hydrological Cycle to Global Warming [online]. Journal of Climate, 19(21), 5686-5699. ISSN 0894-8755. Verfügbar unter: doi:10.1175/JCLI3990.1
- Helsel, D.R., et al., 2020. Statistical methods in water resources.
- Hennemuth, B., Bender, S., Bülow, K., Dreier, N., Keup-Thiel, E., Krüger, O., Mudersbach, C., Radermacher, C., Schoetter, R., 2013. Statistische Verfahren zur Auswertung von Klimadaten aus Modell und Beobachtung. eingesetzt in Projekten und Institutionen, die sich mit Klimafolgen und Anpassung befassen. Hamburg. CSC Report. 13.
- Hershfield, D.M., 1961. Rainfall Frequency Atlas Of The United States. for Durations from 30 Minutes to 24 Hours and Return Periods from 1 to 100 Years. Technical Paper No. 40. Washington, DC.
- HFAWG, 2019. Guidelines for Determining Flood Flow Frequency Bulletin 17C. Hydrologic Frequency Analysis Working Group (HFAWG). Virginia.
- Hoffmann, P., Menz, C., Spekat, A., 2018. Bias adjustment for threshold-based climate indicators [online]. Advances in Science and Research, 15, 107-116. Advances in Science and Research. Verfügbar unter: doi:10.5194/asr-15-107-2018
- Hosking, J.R.M. und J.R. Wallis, 1997. Regional frequency analysis.
- Hosking, J.R.M., Wallis, J.R., Wood, E.F., 1985. Estimation of the Generalized Extreme-Value Distribution by the Method of Probability-Weighted Moments [online]. Technometrics, 27(3), 251-261. ISSN 0040-1706. Verfügbar unter: doi:10.1080/00401706.1985.10488049
- Hübener, H., Bülow, K., Fooker, C., Früh, B., Hoffmann, P., Höpp, S., Keuler, K., Menz, C., Mohr, V., Radtke, K., Ramthun, H., Spekat, A., Steger, C., Toussaint, F., Warrach-Sagi, K., Woldt, M., 2017. ReKliEs-De Ergebnisbericht.
- Hurvich, C.M., Tsai, C.-L., 1989. Regression and time series model selection in small samples. Biometrika, (76), 297-307. Biometrika.
- IPCC, 2007. Climate change 2007. The physical science basis ; contribution of Working Group 1 to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) [online]. Cambridge, Mass.: Cambridge Univ. Pr. ISBN 978-0521-70596-7. Verfügbar unter: <http://www.ipcc.ch/ipccreports/ar4-wg1.htm>
- IPCC, 2014. Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) [Core Writing Team, R.K: Pachauri and L.A. Meyer (eds.)]. Intergovernmental Panel on Climate Change. Geneva, Switzerland.

- Jaiswal, R.K., Lohani, A.K., Tiwari, H.L., 2015. Statistical Analysis for Change Detection and Trend Assessment in Climatological Parameters [online]. *Environmental Processes*, 2(4), 729-749. ISSN 2198-7491. Verfügbar unter: doi:10.1007/s40710-015-0105-3
- James, N.A., Matteson, D.S., 2014. ecp : An R Package for Nonparametric Multiple Change Point Analysis of Multivariate Data [online]. *Journal of Statistical Software*, 62(7). *Journal of Statistical Software*. Verfügbar unter: doi:10.18637/jss.v062.i07
- Jenkinson, A.F., 1955. The frequency distribution of the annual maximum (or minimum) values of meteorological elements. *Quarterly Journal Royal Meteorological Society*. *Quarterly Journal Royal Meteorological Society*.
- Jenkinson, A.F., 1969. *Statistics of Extremes*. Technical Note 98.
- Jones, O., 2014. Introduction to scientific programming and simulation using R [online]. Second edition. Boca Raton, FL: CRC Press. Chapman & Hall / CRC the R series (CRC Press). ISBN 978-1-4665-7001-6. Verfügbar unter: <http://proquest.tech.safaribooksonline.de/9781466569997>
- Junghänel, T., Ertel, H., Deutschländer, T., 2017. KOSTRA-DWD-2010R. Bericht zur Revision der koordinierten Starkregenregionalisierung und -auswertung des Deutschen Wetterdienstes in der Version 2010. Offenbach a. M.
- Kang, H.M., Yusof, F., 2012. Homogeneity Tests on Daily Rinfall Series in Peninsular Malaysia. *Int. J. Contemp. Math. Sciences*, 7(1), 9-22. *Int. J. Contemp. Math. Sciences*.
- Katz, R., Parlange, M., Naveau, P., 2002. Statistics of extremes in hydrology. *Advances in Water Resources*, 25, 1287-1304. *Advances in Water Resources*.
- Kendall, M.G., 1975. *Rank correlation methods*. 4. ed., 2. impr. London: Griffin. ISBN 0852641990.
- Khaliq, M., Ouarda, T.B.M.J., Gachon, P., Sushama, L., St-Hilaire, A., 2009. Identification of hydrological trends in the presence of serial and cross correlations: A review of selected methods and their application to annual flow regimes of Canadian rivers [online]. *Journal of Hydrology*, 368(1-4), 117-130. ISSN 0022-1694. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.jhydrol.2009.01.035
- Kidd, C., Becker, A., Huffman, G.J., Muller, C.L., Joe, P., Skofronick-Jackson, G., Kirschbaum, D.B., 2017. So, how much of the Earth's surface is covered by rain gauges? [online]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(1), 69-78. ISSN 0003-0007. Verfügbar unter: doi:10.1175/BAMS-D-14-00283.1
- Kotz, S. und S. Nadarajah, 2000. *Extrem Value Distribution - Theory and Applications*.
- Koutsoyiannis, D., 2003. Climate change, the Hurst phenomenon, and hydrological statistics [online]. *Hydrological Sciences Journal*, 48(1), 3-24. ISSN 0262-6667. Verfügbar unter: doi:10.1623/hysj.48.1.3.43481
- Koutsoyiannis, D., 2004a. Statistics of extremes and estimation of extreme rainfall: I. Theoretical investigation / Statistiques de valeurs extrêmes et estimation de précipitations extrêmes: I. Recherche théorique [online]. *Hydrological Sciences Journal*, 49(4), 405. *Hydrological Sciences Journal*. Verfügbar unter: doi:10.1623/hysj.49.4.575.54430
- Koutsoyiannis, D., 2004b. Statistics of extremes and estimation of extreme rainfall: II. Empirical investigation of long rainfall records / Statistiques de valeurs extrêmes et estimation de précipitations extrêmes: II. Recherche empirique sur de longues séries de précipitations [online]. *Hydrological Sciences Journal*, 49(4). ISSN 0262-6667. Verfügbar unter: doi:10.1623/hysj.49.4.591.54424
- Koutsoyiannis, D., 2006. Nonstationarity versus scaling in hydrology [online]. *Journal of Hydrology*, 324(1-4), 239-254. ISSN 0022-1694. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.jhydrol.2005.09.022

- Koutsoyiannis, D., Kozonis, D., Manteas, A., 1998. A mathematical framework for studying rainfall intensity-duration-frequency relationships. *Journal of Hydrology*, (206), 118-135. ISSN 0022-1694.
- Koutsoyiannis, D., Montanari, A., 2015. Negligent killing of scientific concepts: the stationarity case [online]. *Hydrological Sciences Journal*, 60(7-8), 1174-1183. ISSN 0262-6667. Verfügbar unter: doi:10.1080/02626667.2014.959959
- Kulkarni, A., von Storch, H., 1995. Monte Carlo Experiments on the Effect of Serial Correlation on the Mann-Kendall Test of Trend. *Meteorologische Zeitschrift*, (4), 82-85. *Meteorologische Zeitschrift*.
- Kundzewicz, Z.W., Robson, A.J., 2000. Detecting Trend and Other Changes in Hydrological Data. World Climate Programme - Data and Monitoring. Geneva. WMO/TD-No. 1013.
- Kundzewicz, Z.W., Robson, A.J., 2004. Change detection in hydrological records—a review of the methodology / Revue méthodologique de la détection de changements dans les chroniques hydrologiques [online]. *Hydrological Sciences Journal*, 49(1), 7-19. *Hydrological Sciences Journal*. Verfügbar unter: doi:10.1623/hysj.49.1.7.53993
- Landwehr, J.M., Matalas, N., Wallis, J., 1979. Probability weighted moments compared with some traditional. *Water Resources Research*. *Water Resources Research*.
- Lang, M., Ouarda, T.B.M.J., Bobée, B., 1999. Towards operational guidelines for over-threshold modeling [online]. *Journal of Hydrology*, 225, 103-117. ISSN 0022-1694. Verfügbar unter: doi:10.1016/S0022-1694(99)00167-5
- LANUV, 2010. Extremwertstatistische Untersuchung von Starkniederschlägen in NRW (ExUS) – Veränderung in Dauer, Intensität und Raum auf Basis beobachteter Ereignisse und Auswirkungen auf die Eintretenswahrscheinlichkeit, Landesamt für Natur, Umwelt und Verbraucherschutz Nordrhein-Westfalen (LANUV NRW). Abschlussbericht. Recklinghausen.
- Lenderink, G., van Meijgaard, E., 2008. Increase in hourly precipitation extremes beyond expectations from temperature changes [online]. *Nature Geoscience*, 1(8), 511-514. ISSN 1752-0894. Verfügbar unter: doi:10.1038/ngeo262
- Lengfeld, K., Kirstetter, P.-E., Fowler, H.J., Yu, J., Becker, A., Flamig, Z., Gourley, J., 2020. Use of radar data for characterizing extreme precipitation at fine scales and short durations [online]. *Environmental Research Letters*, 15(8), 85003. ISSN 1748-9326. Verfügbar unter: doi:10.1088/1748-9326/ab98b4
- LFU, 2005. Festlegung des Bemessungshochwassers für Anlagen des technischen Hochwasserschutzes. Leitfaden. Karlsruhe. Oberirdische Gewässer, Gewässerökologie.
- Linke, C., 2020. Leitlinien zur Interpretation regionaler Klimamodelldaten des Bund-Länder-Fachgespräches "Interpretation regionaler Klimamodelldaten". Potsdam.
- Lins, H.F., Cohn, T.A., 2011. Stationarity: Wanted Dead or Alive?1 [online]. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), 475-480. ISSN 1093474X. Verfügbar unter: doi:10.1111/j.1752-1688.2011.00542.x
- LUBW, 2017. Klimawandel im Süden Deutschland, Herausforderungen - Anpassungen. Folgen für die Wasserwirtschaft. KLIWA Klimaveränderung und Konsequenzen für die Wasserwirtschaft.
- Lutz, J., Grinde, L., Dyrddal, A.V., 2020. Estimating Rainfall Design Values for the City of Oslo, Norway—Comparison of Methods and Quantification of Uncertainty [online]. *Water*, 12(6), 1735. ISSN 2073-4441. Verfügbar unter: doi:10.3390/w12061735
- Madsen, H., Lawrence, D., Lang, M., Martinkova, M., Kjeldsen, T.R., 2014. Review of trend analysis and climate change projections of extreme precipitation and floods in Europe [online].

- Journal of Hydrology, 519, 3634-3650. Journal of Hydrology, 519, 3634-3650. ISSN 0022-1694. Verfügbar unter: doi:10.1016/J.JHYDROL.2014.11.003
- Mahmood, R., Jia, S., Zhu, W., 2019. Analysis of climate variability, trends, and prediction in the most active parts of the Lake Chad basin, Africa [online]. Scientific reports, 9(1), 6317. ISSN 2045-2322. Verfügbar unter: doi:10.1038/s41598-019-42811-9
- Maidment, D.R., Hg., 1993. Handbook of Hydrology. New York: McGraw-Hill Inc.
- Maniak, U., 2016. Hydrologie und Wasserwirtschaft. Eine Einführung für Ingenieure. 7., neu bearbeitete Auflage. Lehrbuch. ISBN 978-3-662-49087-7.
- Mann, H.B., 1945. Nonparametric Tests Against Trend [online]. Econometrica, 13(3), 245. ISSN 00129682. Verfügbar unter: doi:10.2307/1907187
- Martins, E., Stedinger, J., 2000. Generalized maximum-likelihood generalized extreme value quantil estimators for hydrologic data. Water Resources Research. Water Resources Research.
- Matalas, N.C., 2012. Comment on the Announced Death of Stationarity [online]. Journal of Water Resources Planning and Management, 138(4), 311-312. ISSN 07339496. Verfügbar unter: doi:10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000215
- Miller, J.F., Frederick, R.H., Tracey, R.J., 1973. Precipitation-Frequency Atlas of the Western United States. Volume III-Colorado. NOAA Atlas 2.
- MILLY, P C D, Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R.M., Kundzewicz, Z.W., Lettenmaier, D.P., Stouffer, R.J., 2008. Climate change. Stationarity is dead: whither water management? [online]. Science (New York, N.Y.), 319(5863), 573-574. ISSN 1095-9203. Verfügbar unter: doi:10.1126/science.1151915
- Mondal, A., Daniel, D., 2019. Return Levels under Nonstationarity: The Need to Update Infrastructure Design Strategies [online]. Journal of Hydrologic Engineering, 24(1), 4018060. ISSN 10840699. Verfügbar unter: doi:10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001738
- Mudelsee, M., 2019. Trend analysis of climate time series: A review of methods [online]. Earth-Science Reviews, 190, 310-322. ISSN 00128252. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.earsci-rev.2018.12.005
- Mudersbach, C., 2009. Untersuchungen zur Ermittlung von hydrologischen Bemessungsgrößen mit Verfahren der instationären Extremwertstatistik. Methoden und Anwendungen auf Pegelwasserstände an der Deutschen Nord- und Ostseeküste. Dissertation. Siegen.
- Mudersbach, C., Bender, J., 2017. Ein Bemessungsansatz für wasserwirtschaftliche Infrastruktur bei instationären Bedingungen [online]. Hydrologie und Wasserbewirtschaftung, 61(2), 85-92. Hydrologie und Wasserbewirtschaftung. Verfügbar unter: 10.5675/HyWa_2017,2_1
- Murawski, A., Vorogushyn, S., Bürger, G., Gerlitz, L., Merz, B., 2018. Do Changing Weather Types Explain Observed Climatic Trends in the Rhine Basin? An Analysis of Within - and Between - Type Changes [online]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 123(3), 1562-1584. ISSN 2169-897X. Verfügbar unter: doi:10.1002/2017JD026654
- Naghetini, M., 2017. Fundamentals of Statistical Hydrology. Cham: Springer International Publishing. ISBN 978-3-319-43560-2.
- Nash, J.E., Sutcliffe, I.V., 1970. River Flow Forecasting Through Conceptual Models, Part 1 - A Discussion of principles. Journal of Hydrology, 10, 282-290. ISSN 0022-1694.
- Ndione, D.M., Sambou, S., Sane, M.L., Kane, S., Leye, I., Tamba, S., Cisse, M.T., 2017. Statistical Analysis for Assessing Randomness, Shift and Trend in Rainfall Time Series under Climate Variability and Change: Case of Senegal [online]. Journal of Geoscience and Environment

- Protection, 05(13), 31-53. ISSN 2327-4336. Verfügbar unter: doi:10.4236/gep.2017.513003
- Nelder, J.A., Mead, R., 1965. A Simplex Method for Function Minimization [online]. The Computer Journal, 7(4), 308-313. ISSN 0010-4620. Verfügbar unter: doi:10.1093/comjnl/7.4.308
- Obeyssekera, J., Salas, J.D., 2016. Frequency of Recurrent Extremes under Nonstationarity [online]. Journal of Hydrologic Engineering, 21(5), 4016005. ISSN 1084-0699. Verfügbar unter: doi:10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001339
- Olsen, J.R., Lambert, J.H., Haines, Y.Y., 1998. Risk of Extreme Events Under Nonstationary Conditions [online]. Risk Analysis, 18(4), 497-510. Risk Analysis. Verfügbar unter: doi:10.1111/j.1539-6924.1998.tb00364.x
- Önöz, B., Bayazit, M., 2012. Block bootstrap for Mann-Kendall trend test of serially dependent data [online]. Hydrological Processes, 26(23), 3552-3560. ISSN 08856087. Verfügbar unter: doi:10.1002/hyp.8438
- Ouarda, T.B.M.J., Charron, C., 2019. Changes in the distribution of hydro-climatic extremes in a non-stationary framework [online]. Scientific reports, 9(1), 8104. ISSN 2045-2322. Verfügbar unter: doi:10.1038/s41598-019-44603-7
- Overeem, A., Buishand, A., Holleman, I., 2008. Rainfall depth-duration-frequency curves and their uncertainties [online]. Journal of Hydrology, 348(1-2), 124-134. ISSN 0022-1694. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.jhydrol.2007.09.044
- Pall, P., Allen, M.R., Stone, D.A., 2007. Testing the Clausius–Clapeyron constraint on changes in extreme precipitation under CO2 warming [online]. Climate Dynamics, 28(4), 351-363. ISSN 1432-0894. Verfügbar unter: doi:10.1007/s00382-006-0180-2
- Papalexiou, S.M., Koutsoyiannis, D., 2013. Battle of extreme value distributions: A global survey on extreme daily rainfall [online]. Water Resources Research, 49(1), 187-201. ISSN 0043-1397. Verfügbar unter: doi:10.1029/2012WR012557
- Parey, S., Hoang, T.T.H., Dacunha-Castelle, D., 2010. Different ways to compute temperature return levels in the climate change context [online]. Environmetrics, 21(7-8), 698-718. ISSN 11804009. Verfügbar unter: doi:10.1002/env.1060
- Patt, H. und R. Jüpner, 2020. Hochwasser-Handbuch. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. ISBN 978-3-658-26742-1.
- Pettitt, A.N., 1979. A Non-Parametric Approach to the Change-Point Problem [online]. Applied Statistics, 28(2), 126. ISSN 00359254. Verfügbar unter: doi:10.2307/2346729
- Pfeifer, S., Bülow, K., Gobiet, A., Hänsler, A., Mudelsee, M., Otto, J., Rechid, D., Teichmann, C., Jacob, D., 2015. Robustness of Ensemble Climate Projections Analyzed with Climate Signal Maps: Seasonal and Extreme Precipitation for Germany [online]. Atmosphere, 6(5), 677-698. Atmosphere. Verfügbar unter: doi:10.3390/atmos6050677
- Portela, M.M., Espinosa, L.A., Studart, T., Zelenakova, M., 2020. Rainfall Trends in Southern Portugal at Different Time Scales. In: J. Monteiro, A. João Silva, A. Mortal, J. Aníbal, M. Moreira da Silva, M. Oliveira und N. Sousa, Hg. *INCREase 2019*. Cham: Springer International Publishing, S. 3-19. ISBN 978-3-030-30937-4.
- Prescott, P., Walden, A.T., 1980. Maximum likelihood estimation of the parameters of the generalized extreme-value distribution [online]. Biometrika, 67(3), 723-724. Biometrika, 67(3), 723-724. Biometrika. Verfügbar unter: doi:10.1093/BIOMET/67.3.723
- Prescott, P., Walden, A.T., 1983. Maximum likelihood estimation of the parameters of the three-parameter generalized extreme-value distribution from censored samples [online]. Journal

- of Statistical Computation and Simulation, 16(3-4), 241-250. ISSN 0094-9655. Verfügbar unter: doi:10.1080/00949658308810625
- R CORE TEAM, 2020. R [Software]. Verfügbar unter: <https://www.R-project.org/>
- Ragulina, G., Reitan, T., 2017. Generalized extreme value shape parameter and its nature for extreme precipitation using long time series and the Bayesian approach [online]. Hydrological Sciences Journal, 62(6), 863-879. Hydrological Sciences Journal. Verfügbar unter: doi:10.1080/02626667.2016.1260134
- Rao, A.R. und K.H. Hamed, 2000. Flood frequency analysis.
- Razavi, S., Vogel, R., 2018. Prewhitening of hydroclimatic time series? Implications for inferred change and variability across time scales [online]. Journal of Hydrology, 557, 109-115. ISSN 0022-1694. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.jhydrol.2017.11.053
- Reeves, J., Chen, J., Wang, X.L., Lund, R., Lu, Q.Q., 2007. A Review and Comparison of Change-point Detection Techniques for Climate Data [online]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 46(6), 900-915. ISSN 1558-8424. Verfügbar unter: doi:10.1175/JAM2493.1
- Reiss, R.-D. und M. Thomas, 2001. Statistical Analysis of Extreme Values. 2. Auflage. Basel: Birkhäuser. ISBN 3-7643-6487-4.
- Rigby, R.A., et al., 2019. Distributions for Modelling Location, Scale, and Shape. Using GAMLSS in R. New York: CRC Press LLC. Chapman and Hall/CRC the R Ser. ISBN 1000700577.
- Rodrigo, F.S., Trigo, R.M., 2007. Trends in daily rainfall in the Iberian Peninsula from 1951 to 2002 [online]. International Journal of Climatology, 27(4), 513-529. ISSN 08998418. Verfügbar unter: doi:10.1002/joc.1409
- Rootzén, H., Katz, R.W., 2013. Design Life Level: Quantifying risk in a changing climate [online]. Water Resources Research, 49(9), 5964-5972. ISSN 0043-1397. Verfügbar unter: doi:10.1002/wrcr.20425
- Rydén, J., 2019. A note on analysis of extreme minimum temperatures with the GAMLSS framework [online]. Acta Geophysica, 67(6), 1599-1604. ISSN 1895-7455. Verfügbar unter: doi:10.1007/s11600-019-00363-6
- Salas, J.D., Obeysekera, J., 2014. Revisiting the Concepts of Return Period and Risk for Nonstationary Hydrologic Extreme Events [online]. Journal of Hydrologic Engineering, 130402173422002. ISSN 1084-0699. Verfügbar unter: doi:10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000820
- Salas, J.D., Obeysekera, J., Vogel, R.M., 2018. Techniques for assessing water infrastructure for nonstationary extreme events: a review [online]. Hydrological Sciences Journal, 63(3), 325-352. Hydrological Sciences Journal. Verfügbar unter: doi:10.1080/02626667.2018.1426858
- Salehi, S., Dehghani, M., Mortazavi, S.M., Singh, V.P., 2020. Trend analysis and change point detection of seasonal and annual precipitation in Iran [online]. International Journal of Climatology, 40(1), 308-323. ISSN 08998418. Verfügbar unter: doi:10.1002/joc.6211
- SCHLITTGEN und STREITBERG, 1999. Zeitreihenanalyse. 8. Auflage. München: Oldenbourg.
- Schönwiese, C.-D., 2006. Praktische Statistik für Meteorologen und Geowissenschaftler. 4., verb. und erw. Aufl. Berlin: Borntraeger. ISBN 978-3-443-01057-7.
- Schumann, A., 2007. Anwendung partieller wahrscheinlichkeitsgewichteter Momente zur Berücksichtigung historischer Ereignisse bei der Extremstatistik. Hydrologie und Wasserbewirtschaftung, 51(2), 73-81. Hydrologie und Wasserbewirtschaftung.

- Sen, P.K., 1968. Estimates of the Regression Coefficient Based on Kendall's Tau [online]. *Journal of the American Statistical Association*, 63(324), 1379. *Journal of the American Statistical Association*. Verfügbar unter: doi:10.2307/2285891
- Serinaldi, F., 2015. Dismissing return periods! [online]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 29(4), 1179-1189. ISSN 1436-3240. Verfügbar unter: doi:10.1007/s00477-014-0916-1
- Serinaldi, F., Kilsby, C.G., 2014. Rainfall extremes: Toward reconciliation after the battle of distributions [online]. *Water Resources Research*, 50(1), 336-352. ISSN 0043-1397. Verfügbar unter: doi:10.1002/2013WR014211
- Serinaldi, F., Kilsby, C.G., 2015. Stationarity is undead: Uncertainty dominates the distribution of extremes [online]. *Advances in Water Resources*, 77, 17-36. *Advances in Water Resources*. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.advwatres.2014.12.013
- Serinaldi, F., Kilsby, C.G., 2016. The importance of prewhitening in change point analysis under persistence [online]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 30(2), 763-777. ISSN 1436-3240. Verfügbar unter: doi:10.1007/s00477-015-1041-5
- Serinaldi, F., Kilsby, C.G., Lombardo, F., 2018. Untenable nonstationarity: An assessment of the fitness for purpose of trend tests in hydrology [online]. *Advances in Water Resources*, 111, 132-155. ISSN 03091708. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.advwatres.2017.10.015
- Shen, D., Bao, W., Ni, P., 2018. A Method for Detecting Abrupt Change of Sediment Discharge in the Loess Plateau, China [online]. *Water*, 10(9), 1183. ISSN 2073-4441. Verfügbar unter: doi:10.3390/w10091183
- Shumway, R.H. und D.S. Stoffer, 2017. *Time Series Analysis and Its Applications. With R Examples*. Fourth edition. Cham: Springer. Springer Texts in Statistics. ISBN 978-3-319-52452-8.
- Smith, R.L., 1986. Extreme Value Theory Based On The r Largest Annual Events. *Journal of Hydrology*, 86, 27-43. ISSN 0022-1694.
- Soumya, R., Anjitha, U.G., Mohan, S., Adarsh, S., Gopakumar, R., 2020. Incorporation of non-stationarity in precipitation intensity-duration-frequency curves for Kerala, India [online]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 491, 12013. ISSN 1755-1315. Verfügbar unter: doi:10.1088/1755-1315/491/1/012013
- Stasinopoulos, D.M., Rigby, R.A., 2007. Generalized Additive Models for Location Scale and Shape (GAMLSS) in R [online]. *Journal of Statistical Software*, 23(7). *Journal of Statistical Software*. Verfügbar unter: doi:10.18637/jss.v023.i07
- Stedinger, J.R., Vogel, R.M., FOUFOULA-GEORGIU E., 1993. Frequency Analysis of Extreme Events. In: D.R. Maidment, Hg. *Handbook of Hydrology*. New York: McGraw-Hill Inc.
- Storch, H. von und F.W. Zwiers, 2003. *Statistical analysis in climate research*. Cambridge: Cambridge Univ. Press. ISBN 0-521-45071-3.
- Sun, Q., Miao, C., Duan, Q., Ashouri, H., Sorooshian, S., Hsu, K.-L., 2018. A Review of Global Precipitation Data Sets: Data Sources, Estimation, and Intercomparisons [online]. *Reviews of Geophysics*, 56(1), 79-107. *Reviews of Geophysics*. Verfügbar unter: doi:10.1002/2017RG000574
- Towler, E., Llewellyn, D., Prein, A., Gilleland, E., 2020. Extreme-value analysis for the characterization of extremes in water resources: A generalized workflow and case study on New Mexico monsoon precipitation [online]. *Weather and Climate Extremes*, 29, 100260. ISSN 22120947. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.wace.2020.100260

- Trenberth, K.E., 2011. Changes in precipitation with climate change [online]. *Climate Research*, 47(1), 123-138. ISSN 0936-577X. Verfügbar unter: doi:10.3354/cr00953
- Trömel, S., 2004. Statistische Modellierung von Klimazeitreihen. Dissertation. Frankfurt am Main.
- Tukey, J.W., 1977. *Exploratory data analysis*. Reading, Mass.: Addison-Wesley. Addison-Wesley series in behavioral science. ISBN 978-0201076165.
- USACE, 2000. Hydrologic Modeling System HEC-HMS. Technical Reference Manual. U.S. Army Corps of Engineers (USACE) Hydrologic Engineering Center HEC. Davis, CA.
- USACE, 2017. Hydrologic Modeling System HEC-HMS. Applications Guide. U.S. Army Corps of Engineers (USACE) Institute for Water Resources Hydrologic Engineering Center (CEIWR-HEC). Davis, CA.
- Vasiliades, L., Galiatsatou, P., Loukas, A., 2015. Nonstationary Frequency Analysis of Annual Maximum Rainfall Using Climate Covariates [online]. *Water Resources Management*, 29(2), 339-358. ISSN 0920-4741. Verfügbar unter: doi:10.1007/s11269-014-0761-5
- Verworn, H.-R., 2008. Flächenabhängige Abminderung statistischer Regenwerte. *Korrespondenz Wasserwirtschaft*, 1(9), 493-498. *Korrespondenz Wasserwirtschaft*.
- Villarini, G., Smith, J.A., Serinaldi, F., Bales, J., Bates, P.D., Krajewski, W.F., 2009. Flood frequency analysis for nonstationary annual peak records in an urban drainage basin [online]. *Advances in Water Resources*, 32(8), 1255-1266. *Advances in Water Resources* [Zugriff am: 6. Juli 2015]. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.advwatres.2009.05.003
- von Mises, R., 1923. Über die Variationsbreite einer Beobachtungsreihe. *Sitzungsberichte Berliner Mathematischer Gesellschaft*. *Sitzungsberichte Berliner Mathematischer Gesellschaft*.
- Vu, T.T., Kiesel, J., Guse, B., Fohrer, N., 2019. Analysis of the occurrence, robustness and characteristics of abrupt changes in streamflow time series under future climate change [online]. *Climate Risk Management*, 26, 100198. ISSN 22120963. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.crm.2019.100198
- Wand, M., 2020. KernSmooth: Functions for Kernel Smoothing Supporting Wand & Jones (1995) [Software]. Version R package version 2.23-17 [Zugriff am: 22. März 2021]. Verfügbar unter: <https://CRAN.R-project.org/package=KernSmooth>
- Wang, F., Shao, W., Yu, H., Kan, G., He, X., Zhang, D., Ren, M., Wang, G., 2020. Re-evaluation of the Power of the Mann-Kendall Test for Detecting Monotonic Trends in Hydrometeorological Time Series [online]. *Frontiers in Earth Science*, 8. *Frontiers in Earth Science*. Verfügbar unter: doi:10.3389/feart.2020.00014
- Willems, P., 2013. Multidecadal oscillatory behaviour of rainfall extremes in Europe [online]. *Climatic Change*, 120(4), 931-944. ISSN 0165-0009. Verfügbar unter: doi:10.1007/s10584-013-0837-x
- Winterrath, T., et al., 2017. Erstellung einer radargestützten Niederschlagsklimatologie [online]. Offenbach am Main: Selbstverlag des Deutschen Wetterdienstes. *Berichte des Deutschen Wetterdienstes*. 251. ISBN 978-3-88148-499-2. Verfügbar unter: <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:101:1-20170908911>
- Wittenberg, H., 2011. *Praktische Hydrologie. Grundlagen und Übungen*. Wiesbaden: Vieweg+Teubner. Studium. ISBN 978-3-8348-0789-2.
- WMO, 2009. *Manual on estimation of probable maximum precipitation (PMP)*. [3rd ed.]. Geneva: World Meteorological Organization. WMO. no. 1045.
- Xavier, A.C.F., Blain, G.C., Morais, M.V.B. de, Sobierajski, G.d.R., 2019. Selecting “the best” non-stationary Generalized Extreme Value (GEV) distribution: on the influence of different

- numbers of GEV-models [online]. *Bragantia*, 78(4), 606-621. ISSN 0006-8705. Verfügbar unter: doi:10.1590/1678-4499.20180408
- Xavier, A.C.F., Rudke, A.P., Fujita, T., Blain, G.C., Morais, M.V.B., Almeida, D.S., Rafee, S.A.A., Martins, L.D., Souza, R.A.F., Freitas, E.D., Martins, J.A., 2020. Stationary and non-stationary detection of extreme precipitation events and trends of average precipitation from 1980 to 2010 in the Paraná River basin, Brazil [online]. *International Journal of Climatology*, 40(2), 1197-1212. ISSN 08998418. Verfügbar unter: doi:10.1002/joc.6265
- Yan, L., Xiong, L., Guo, S., Xu, C., Xia, J., Du, T., 2017. Comparison of four nonstationary hydrologic design methods for changing environment [online]. *Journal of Hydrology*, 551, 132-150. ISSN 0022-1694. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.jhydrol.2017.06.001
- Yilmaz, A.G., Perera, B.J.C., 2014. Extreme Rainfall Nonstationarity Investigation and Intensity–Frequency–Duration Relationship [online]. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(6), 1160-1172. ISSN 10840699. Verfügbar unter: doi:10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000878
- Yue, S., Pilon, P., Phinney, B., Cavadias, G., 2002. The influence of autocorrelation on the ability to detect trend in hydrological series [online]. *Hydrological Processes*, 16(9), 1807-1829. *Hydrological Processes*. Verfügbar unter: doi:10.1002/hyp.1095
- Yue, S., Wang, C., 2004. The Mann-Kendall Test Modified by Effective Sample Size to Detect Trend in Serially Correlated Hydrological Series [online]. *Water Resources Management*, 18(3), 201-218. ISSN 0920-4741. Verfügbar unter: doi:10.1023/B:WARM.0000043140.61082.60
- Zarenistanak, M., Dhorde, A.G., Kipalani, R.H., 2014. Trend analysis and change point detection of annual and seasonal precipitation and temperature series over southwest Iran [online]. *Journal of Earth System Science*, 123(2), 281-295. ISSN 0253-4126. Verfügbar unter: doi:10.1007/s12040-013-0395-7
- Zhang, D., Yan, D., Wang, Y.-C., Lu, F., Liu, S., 2015. GAMLSS-based nonstationary modeling of extreme precipitation in Beijing–Tianjin–Hebei region of China [online]. *Natural Hazards*, 77(2), 1037-1053. ISSN 0921-030X. Verfügbar unter: doi:10.1007/s11069-015-1638-5